

**comНАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ**  
**«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ**  
**ІНСТИТУТ імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**  
**Приладобудівний факультет**  
**Кафедра експериментальних досліджень**

«На правах рукопису»  
УДК \_\_\_\_\_

«До захисту допущено»  
Завідувач кафедри  
\_\_\_\_\_ Туз Ю.М.  
«\_\_» \_\_\_\_\_ 2019 р.

**Магістерська дисертація**  
**на здобуття ступеня магістра**  
**зі спеціальності 152 «Метрологія та інформаційно-**  
**вимірювальна техніка»**  
**на тему: «Аналіз та вдосконалення методу «Eigenfaces» щодо**  
**ідентифікації особистості по зображенню обличчя»**

Виконала:  
студент (-ка) II курсу, групи ВА-71мн  
Лівадіна Анастасія Юріївна  
Керівник:  
доцент, кандидат технічних наук  
Добролюбова Марина Валеріївна

Керівник:  
доцент, к.е.т. Бояринова Катерина  
Олександрівна

Рецензент:

Засвідчую, що у цій магістерській  
дисертації немає запозичень з  
праць інших авторів без  
відповідних посилань.  
Студент (-ка) \_\_\_\_\_

Київ – 2019 року

**Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського»**

Інститут (факультет) \_\_\_\_\_ Приладобудівний факультет  
(повна назва)

Кафедра \_\_\_\_\_ автоматизації експериментальних досліджень  
(повна назва)

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність 152 Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка  
(код і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_ Ю.М. Туз  
(підпис) (ініціали, прізвище)

«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ  
на магістерську дисертацію студенту**

Лівадіна Анастасія Юріївна

1. Тема дисертації \_\_\_\_\_ «Аналіз та вдосконалення методу «Eigenfaces» щодо  
ідентифікації особистості по зображенню обличчя»

науковий керівник дисертації \_\_\_\_\_ доцент, кандидат технічних наук  
Добролюбова Марина Валеріївна  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р. № \_\_\_\_\_

2. Термін подання студентом дисертації \_\_\_\_\_ 11 травня 2019 р.

3. Об'єкт дослідження: ідентифікація особистості по зображенню обличчя.

4. Предмет дослідження: алгоритми та методи розпізнавання зображень.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити

1) Розглянути існуючі аналогічні рішення щодо ідентифікації по зображенню обличчя. 2) Розробити програмне забезпечення для розпізнавання обличчя за допомогою методу Eigenface в рамках інформаційно-вимірювальної системи. 3) Провести тестування розробленого програмного забезпечення для виявлення ефективності обраного методу. 4) Розробити стартап-проект за темою магістерської дисертації.

6. Орієнтовний перелік ілюстративного матеріалу: презентація за темою магістерської дисертації

7. Орієнтовний перелік публікацій «Система ідентифікації особи за геометрією обличчя» - Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «Technical Using of Measurement – 2018»: збірник тез доповідей учасників (ел.), 13-18 лютого 2018 р., м. Славське, 2018. – С. 84-85.; «Ідентифікація особи за геометрією обличчя» - XXI науково-технічна конференція студентів та молодих учених «Гіротехнології, навігація,

керування рухом та конструювання авіаційно-космічної техніки»: збірник тез доповідей учасників, 21 березня 2018 р. – К.: «Політехніка», 2018. – С. 42-43.; «Аналіз методів розпізнавання обличчя» - XIV Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність інженерних рішень в приладобудуванні», 04-05 грудня 2018 р. – С. 394-396.; «Автоматизована система ідентифікації особистості за зображенням на основі методу Eigenface» - XII Науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Погляд у майбутнє приладобудування», 15-16 травня 2019 р. – с. 474-477

#### 8. Консультанти розділів дисертації\*

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розробка стартап-проекту	Бояринова К.О.		

#### 9. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

#### Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Огляд існуючих аналогічних рішень. Задача ідентифікації людського обличчя і підходи до її вирішення. Опис методів.	01.09.2018-30.11.2018	
2	Метод розпізнавання обличчя Eigenface.	01.12.2018-31.12.2018	
3	Розробка програмного забезпечення для розпізнавання обличчя за допомогою методу Eigenface в рамках інформаційно-виміральної системи.	01.01.2019-28.02.2019	
4	Тестування розробленого програмного забезпечення.	01.03.2019-30.03.2019	
5	Оформлення стартап-проекту	01.04.2019-21.05.2019	
	Висновки та оформлення роботи.	22.04.2019-01.05.2019	

Студент

\_\_\_\_\_  
(підпис)

Лівадіна А.Ю.  
(ініціали, прізвище)

Науковий керівник дисертації

\_\_\_\_\_  
(підпис)

Добролюбова М.В.  
(ініціали, прізвище)

\* Консультантом не може бути зазначено наукового керівника магістерської дисертації.

## РЕФЕРАТ

Дисертація присвячена розробці автоматизованої системи розпізнавання обличь за фотографією. Оскільки існує велика кількість методів розпізнавання обличь, які відрізняються в першу чергу вартістю побудованих на їх основі алгоритмів і достовірністю розпізнавання, був проведений детальний аналіз, зазначені основні переваги та недоліки кожного з методів. На основі проведеного аналізу для реалізації був обраний метод «Eigenfaces», який дав змогу отримати високу точність розпізнавання обличь за зображеннями з невеликим відсотком помилкових спрацювань.

Розроблено програму для розпізнавання обличь за зображенням мовою програмування Java у середовищі IntelliJ IDEA та наведено реалізацію алгоритму «Eigenfaces» в середовищі MATLAB. Для обох програм було розроблено зручний інтерфейс користувача. Було проведено тестування розроблених програм за різних умов.

Також, розроблено стартап-проект згідно даної теми магістерської дисертації.

Основні положення і висновки дисертаційної роботи доповідалися і обговорювалися на Всеукраїнській науково-технічній конференції молодих вчених у царині метрології «Technical Using of Measurement – 2018, XXI науково-технічній конференції студентів та молодих учених «Гіротехнології, навігація, керування рухом та конструювання авіаційно-космічної техніки», XIV Всеукраїнській науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність інженерних рішень в приладобудуванні» та XII Науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Погляд у майбутнє приладобудування».

Дисертація викладена на 92 сторінці машинописного тексту, ілюструється 31 рисунками та 24 таблицями, складається зі вступу, 6 розділів, висновків, переліку посилань з 34 найменувань.

**БИОМЕТРИКА, РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЬ, ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ,  
ВЛАСНІ ВЕКТОРИ**

## ABSTRACT

The dissertation is devoted to the development of an automated face recognition system by a photograph. Since there are a large number of face recognition methods that differ primarily in the cost of algorithms built on their basis and authenticity of recognition, a detailed analysis was carried out, the main advantages and disadvantages of each method were indicated. On the basis of the analysis, the Eigenfaces method was chosen for implementation, which made it possible to get high recognition accuracy in images with a small percentage of false positives.

The program for recognition is developed for the image in the Java programming language in the IntelliJ IDEA environment and the implementation of the "Eigenfaces" algorithm in the MATLAB environment is presented. A user-friendly interface was developed for both applications. Testing developed programs under different conditions was conducted.

Also, a startup project is developed in accordance with this topic of the master's thesis.

The main provisions and conclusions of the dissertation work were reported and discussed at the All-Ukrainian scientific and technical conference of young scientists in the field of metrology "Technical Use of Measurement - 2018, XXI Scientific and Technical Conference of Students and Young Scientists" Girotechnology, Navigation, Motion Control and Design of Aviation and Space Equipment ", XIV All-Ukrainian scientific-practical conference of students, postgraduates and young scientists" Efficiency of engineering solutions in instrument making "and XII Scientific-practical conference of students, aspiration Ants and Young Scientists "A Look at the Future of Instrumentation."

The thesis is presented on 92 page of typewritten text, illustrated with 31 figures and 24 tables, consists of an introduction, 6 sections, conclusions, list of references from 34 titles.

BIOMETRICS, REPRODUCTION OF FURNITURE, IMAGE  
PROCESSING, EIGEN VECTORS

## ЗМІСТ

ВСТУП .....	8
1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ .....	11
1.1 Класифікація задач у розпізнаванні.....	11
1.1.1 Пошук у великих БД .....	12
1.1.2 Контроль доступу .....	12
1.1.3 Контроль фото у документах .....	13
1.2 Задача ідентифікації людського обличчя і підходи до її вирішення .....	14
1.2.1 Постановка задачі.....	14
1.2.2 Системи ідентифікації реального часу.....	17
1.2.3 Опис методів .....	18
1.2.3.1 Сукупність антропометричних точок обличчя (Geometrical Features).....	19
1.2.3.2 Метод власних векторів (EigenVectors, EigenFaces) .....	24
1.2.3.3 Метод зіставлення з еталоном (Template Matching).....	28
1.2.3.4 Підходи засновані на нейронних мережах (Neural Networks Approaches).....	31
1.3 Висновки до першого розділу .....	33
2 МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЬ EIGENFACE .....	35
2.1 Процес генерації власних векторів.....	37
2.2 Операції ініціалізації у розпізнаванні обличч .....	40
2.3 Розрахунок Eigenfaces .....	41
2.4 Використання Eigenfaces для класифікації зображення з обличчям.....	43
2.5 Використання Eigenfaces при виявленні обличчя на зображенні ....	44
2.6 Висновки до другого розділу .....	45
3 МОДЕЛЬ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОСОБИСТОСТІ ПО ЗОБРАЖЕННЮ ЇЇ ОБЛИЧЧЯ.....	46

3.1 Структурна схема системи.....	46
3.2 Висновки до третього розділу .....	48
4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ EIGENFACE АЛГОРИТМУ.....	49
4.1 Вибір та обґрунтування засобів програмування.....	49
4.2 Реалізація алгоритму на мові програмування Java.....	51
4.2.1 Опис основних класів та їх методів .....	51
4.2.2 Опис інтерфейсу користувача .....	58
4.3 Реалізація алгоритму у середовищі MATLAB.....	60
4.3.1 Опис функцій .....	61
4.3.2 Опис інтерфейсу користувача .....	62
4.4 Висновки до четвертого розділу .....	63
5 ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ ПРОГРАМИ .....	64
5.1 Зображення, що аналізується, присутнє в базі даних та є ідентичним.....	64
5.2 Зображення, що аналізується, присутнє в базі даних, але не є ідентичним.....	67
5.3 Зображення, що аналізується, відсутнє у базі даних .....	69
5.4 Висновки до п'ятого розділу .....	71
6 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ «IDENTIFICATION OF FACE».....	72
6.1 Опис ідеї проекту .....	72
6.2 Технологічний аудит ідеї проекту.....	75
6.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.....	76
6.4 Розробка ринкової стратегії .....	82
6.5 Розробка маркетингової програми стартап-проекту .....	85
6.6 Висновки до шостого розділу .....	88
ВИСНОВКИ.....	89
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	91
ДОДАТКИ.....	95

## ВСТУП

**Актуальність теми.** Розпізнавання зображень є однією з найважливіших задач систем управління та обробки інформації, автоматизованих систем, інформаційно-вимірювальних систем і систем прийняття рішень. Системи ідентифікації використовуються в робототехніці, при інформаційному пошуку, моніторингу та аналізі візуальних даних, дослідженні штучного інтелекту. Алгоритмічна обробка і класифікація зображень застосовуються в системах безпеки, контролю та управління доступом, в системах відеоспостереження, системах віртуальної реальності та інформаційних пошукових системах. На даний момент у виробництві широко використовуються системи, що дозволяють розпізнавати рукописний текст, автомобільні номери, відбитки пальців або людські обличчя. Вони знаходять застосування в інтерфейсах програмних продуктів, пов'язаних з безпекою та ідентифікацією особистості, а також використовуються і в інших прикладних цілях.

Розробки в цій області мають багаторічну історію, однак, незважаючи на досягнуті успіхи, сучасні дослідження підтверджують той факт, що алгоритми розпізнавання зображень до теперішнього часу не мають повноцінних здібностей біологічних зорових систем, таких як здатність функціонувати на не обмеженій зверху множині класів розпізнавання, стійкості до інваріантних перетворень і варіативності об'єктів в межах категорій.

Таким чином, актуальністю теми магістерської дисертації є проблема розпізнавання зображення під впливом трансформацій, здатних значним чином змінити форму зображення, не впливаючи при цьому на приналежність об'єкта до категорії розпізнавання. Актуальність даної проблеми особливо висока в галузях, де розпізнавання образів застосовується в природному середовищі (відеоспостереження, аналіз даних камер моніторингу, робототехнічні зорові системи), де зоровий сенсор може мати довільний обмежений кут огляду по відношенню до шуканого об'єкту.



**Метою** магістерської дисертації є аналіз основних методів розпізнавання зображень, розробка програмного продукту для інформаційно-вимірювальних систем та систем автоматичного керування і дослідження алгоритму комп'ютерного бачення, що сприятиме підвищенню рівня безпеки та зменшенню вартості подібних систем.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні **задачі**:

1. Розглянути та проаналізувати сучасні методи розпізнавання обличь.
2. Побудувати алгоритм розпізнавання особистості по зображенню обличчя.
3. Розробити модель ідентифікації особистості по зображенню обличчя.
4. Оцінити ефективність вдосконаленого методу в порівнянні з сучасними альтернативними методами розпізнавання.

**Об'єктом** дослідження магістерської дисертації є ідентифікація особистості по зображенню обличчя.

**Предметом** дослідження є алгоритми та методи розпізнавання зображень.

**Методи** дослідження. При вирішенні поставлених задач використані методи системного аналізу, теорії оптимізації і принципи моделювання.

**Практичне значення отриманих результатів.** За результатами впровадження розробленої програми в рамках інформаційно-вимірювальної системи розпізнавання обличь за зображеннями вдалося підвищити точність розпізнавання та рівень довіри до системи за рахунок попередньої обробки зображень та збільшення числа фотографій кожної особи в навчальній базі даних. Вагомість отриманих результатів підтверджується актами впровадження результатів роботи у діяльність підприємства «НДІ АЕД КПП ім. Ігоря Сікорського» та у навчальний процес кафедри автоматизації експериментальних досліджень при викладанні дисциплін «Обчислювальна техніка та програмування», «Технології програмування ІВС» та «Системи управління базами даних», що підтверджується відповідними актами.

**Апробація результатів роботи.** Основні положення і висновки дисертаційної роботи доповідалися і обговорювалися на Всеукраїнській науково-технічній конференції молодих вчених у царині метрології «Technical Using of Measurement – 2018, XXI науково-технічній конференції студентів та молодих учених «Гіротехнології, навігація, керування рухом та конструювання авіаційно-космічної техніки», XIV Всеукраїнській науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність інженерних рішень в приладобудуванні» та XII Науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Погляд у майбутнє приладобудування».

**Особистий внесок магістранта** – створено автоматизовану інформаційно-вимірну систему розпізнавання облич за фотографією на базі методу «Eigenfaces», всі результати отримані автором особисто.

**Новизна та наукова цінність** результатів магістерської дисертації полягає у використанні сучасних програмних засобів при побудові автоматизованої системи розпізнавання облич за фотографією на базі методу «Eigenfaces», а також у підвищенні ефективності за рахунок кешування зображень в навчальній базі, а точності за рахунок попередньої обробки та підвищення якості зображень для однієї людини. Результати будуть використані для досліджень і розробки перспективних напрямків розвитку і модернізації подібних систем.

**Галузь застосування** – розроблена система є особливо актуальною для підприємств і організацій, які вимагають підвищеного контролю доступу. Використання системи дозволить підвищити громадську безпеку і максимально використати потенціал і ресурси користувачів.

**Структура і обсяг роботи:**

Дисертація викладена на 92 сторінці машинописного тексту, ілюструється 31 рисунками та 24 таблицями, складається зі вступу, 6 розділів, висновків, переліку посилань з 34 найменувань.

# 1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ

## 1.1 Класифікація задач розпізнавання

Задачі розпізнавання людини по зображенню її обличчя можна умовно розділити на три великі класи: задача пошуку в базах даних, задача контролю доступу і задача, що стосується контролю фотографій в документах. Задачі розрізняються як за вимогами до систем розпізнавання, так і за способами їх вирішення, і тому являють собою окремі класи.

Вимоги, які висуваються до помилок першого і другого роду для таких класів [1, 2], також є різними. Помилкою першого роду (type I error, misdetection) називається ситуація, коли результат розпізнавання об'єкта заданого класу є негативним (не розпізнається системою). Помилка другого роду (type II error, false alarm) відбувається, коли об'єкт заданого класу приймається за об'єкт іншого класу.

Також треба зазначити відмінність понять верифікації і розпізнавання (ідентифікації) [3]. У задачі верифікації відомо, що деякий об'єкт є відомим системі, тобто належить до відомого їй класу. Система повинна підтвердити або спростувати це твердження. У системах верифікації помилка першого роду означає, що об'єкт, який належить до відомих системі класів, приймається за об'єкт, що відноситься до невідомих системі класів, і в доступі йому відмовляють. Помилка другого роду є протилежною до помилки першого роду. Коли об'єкт невідомого класу приймається за об'єкт, що відноситься до відомих системі класів, і йому дозволяється доступ [4, 1]. При розпізнаванні потрібно віднести об'єкт до одного з  $n$  відомих класів або зробити висновок про те, що цей об'єкт не належить до відомих класів.

### **1.1.1 Пошук у великих БД**

Порівняння за принципом «один з багатьма». В даному випадку висуваються високі вимоги до помилки першого роду – система розпізнавання повинна відшукати зображення, що відносяться до даної людини, по можливості не пропустивши жодного такого зображення. При цьому допустимо, якщо в результуючій вибірці буде присутня невелика кількість інших людей.

Зазвичай задача пошуку у великій базі даних (104-107 зображень) потребує знайти зображення, що найбільш схоже з вхідним [5]. Також слід зазначити, що пошук повинен відбуватися за розумний час. Одним з ймовірних рішень даної задачі є зберігання в базі даних наборів ключових ознак, які були отримані заздалегідь, що максимально характеризують зображення. При цьому вимоги до точності не настільки критичні, як у задачах контролю доступу та контролю фотографій в документах.

До даного класу насамперед відноситься метод головних компонент (метод «власних осіб») [6, 7]. Коефіцієнти, отримані розкладанням вхідного зображення на головні компоненти, використовуються для порівняння зображень шляхом обчислення Евклідової відстані, а в більш досконалих методах – на основі метрики Махаланобіса з використанням розподілу Гауса [7].

Розвитком методу головних компонент на основі нейронних мереж займалися Брилюк Д.В., Старовойтов В.В. та багато інших науковців [8, 9].

### **1.1.2 Контроль доступу**

Порівняння типу «один з декількома». В даному випадку, на відміну від порівняння типу «один з багатьма», критичними є вимоги до помилок другого роду. Система розпізнавання не повинна розпізнавати незнайомих людей як знайомих, навіть при збільшенні помилок при обробці (маються на

увазі помилки першого роду, що призводять до заборони доступу знайомим людям).

Є невелика група осіб (5-50 чоловік), яких система повинна ідентифікувати по фотографії із зображенням обличчя і надавати їм доступ до відповідної кімнати або приміщення. Для людей, що не входять в дану групу, доступ системою буде заборонений. Бувають випадки, коли потрібно визначити конкретну людину по її зображенню. При цьому система повинна мати високий рівень достовірності розпізнавання, навіть при збільшенні числа можливих помилок.

В рамках тренування зазвичай для кожної людини застосовують кілька зображень обличчя, зроблених в різних позиціях і при різних умовах. Наприклад: різні варіанти при виборі ракурсу, освітлення, зачіски, міміки, наявності або відсутності рослинності на обличчі, окулярів тощо.

Система повинна мати швидкий (граничний) час відгуку, а процес налаштування може займати більше часу і виконуватися попередньо.

Обмежень на застосовувані методи тут немає, але всі методи сходяться в тому, що є певний набір зображень обличчя заданої групи людей (наприклад, зроблені в різних позиціях і при різних умовах зйомки). До цього набору система звертається при розпізнаванні або налаштовується на нього в процесі навчання.

Одним з поширених підходів до вирішення такого завдання є використання нейронних мереж, які після навчання мають гарну узагальнюючу здатність.

### **1.1.3 Контроль фото у документах**

Порівняння типу «один з одним». Тут некоректно буде пред'являти вимоги до помилок першого і другого роду як до системи перевірки або розпізнавання, оскільки система розпізнавання ніколи не мала справу з

вхідними класами. Але бажано, щоб система не робила помилок при порівнянні.

Потрібно зіставити фотографію людини, отриману в даний момент, з фотографією з будь-якого документа. Системі треба відповісти, чи належать ці обличчя одній людині чи ні. Даний клас завдань найбільш складний, оскільки, по-перше, система ніколи раніше не стикалася із зображенням обличчя даної людини. Система завжди порівнює зображення, що не є ідентичними, облік всіх передбачуваних відмінних характеристик в процесі навчання або налаштування системи скрутний. По-друге, тут великий вплив мають вікові та інші зміни особи. По-третє, якість і контраст відсканованої фотографії, як правило, гірші, ніж зображення обличчя, зроблене камерою [10, 11].

У зв'язку з цим багато методів для даного класу задач незастосовні без спеціальної адаптації.

У розглянутій літературі немає робіт, безпосередньо пов'язаних із застосуванням нейромережових методів для вирішення даного класу задач. Для цього можна запропонувати застосування нейронних мереж (НМ) для вилучення ключових ознак зображень і адаптацію НМ для порівняння двох зображень.

## **1.2 Задача ідентифікації людського обличчя і підходи до її вирішення**

### **1.2.1 Постановка задачі**

На теперішній час рішення задачі ідентифікації людини розглядається з двох позицій відповідно до призначення автоматизованих систем ідентифікації: режиму реального часу (on-line) і пошуку зображень об'єкта в великих базах даних (off-line). Таким чином, існуючі розробки відповідно до цілей можна розділити на два класи:

1. Системи ідентифікації людини по фотографії у великій (10000-3000000) базі зображень обличь.

2. Системи ідентифікації людини в режимі реального часу (системи спостереження служб безпеки, забезпечення доступу невеликій групі 10 - 100 чоловік і закриття його для сторонніх).

Як правило, системи, що реалізують рішення задач першого класу, повертають набір зображень, найбільш схожих на шукане, і вибір остаточного рішення надається експерту. Слід зазначити, що за статистикою в реальній базі даних, що містить 100 000 портретів, 417 чоловік будуть мати двійників. Оскільки бази містять сотні тисяч зображень, то існуючі системи працювати в режимі реального часу не в змозі. Мета – вирішення завдання за розумний час.

У системах другого класу зображення обличчя людини використовується як ключ, що підтверджує або спростовує введені для ідентифікації дані. Для налаштування таких on-line систем часто використовується кілька фотографій однієї людини. Мета – вирішення завдання протягом декількох секунд, тобто в реальному режимі часу.

З практичної точки зору розробка систем для вирішення завдання другого типу більш проста і вимагає менших зусиль, ніж для вирішення завдання першого типу. Крім того, методи першого класу, можуть бути з успіхом застосовані і в системах, що працюють в режимах реального часу і реалізують рішення задачі другого класу.

Існує також загальна підзадача для обох класів – це попередня обробка зображень. Справа в тому, що для успішного розпізнавання спочатку потрібно вирішити кілька завдань:

1. Визначення розміру та орієнтації обличчя на фотографії. Оскільки фотографії для розпізнавання можуть бути нестудійними, непрофесійними тощо, та розміри обличчя і його орієнтація на знімку можуть досить сильно варіюватися від одного зображення до іншого. Методи обробки по-різному чутливі до малих і суттєвих змін розмірів обличчя і його орієнтації, однак,

якщо обличчя на портреті занадто мале (10x12 пікселів, наприклад) і (або) сильно повернуте в бік, то людину досить складно, а часом і неможливо, розпізнати автоматично, навіть після масштабування і внесення відповідних повороту коректив в роботу алгоритму. Тому необхідно вводити певні вимоги до вхідних даних. Так, в [12] автори, при використанні геометричного підходу до розпізнавання, вводять вимоги, щоб при розмірі всього зображення 512x340 область обличчя займала площу не менше 80x80 пікселів, а також щоб відхилення обличчя від горизонтальної та вертикальної осей лежало в межах від  $-30^\circ$  до  $30^\circ$  і від  $-45^\circ$  до  $45^\circ$  відповідно.

2. Вплив освітлення. Яскравість і чіткість зображення дуже сильно залежать від умов освітлення в момент зйомки. Погані характеристики портрета можуть привести до збоїв в алгоритмах бінаризації і групування, і, отже, загальний коефіцієнт розпізнавання системи також значно знизиться. Необхідно передбачати додаткові алгоритми фільтрації для зменшення можливого негативного ефекту (рис. 1.1).

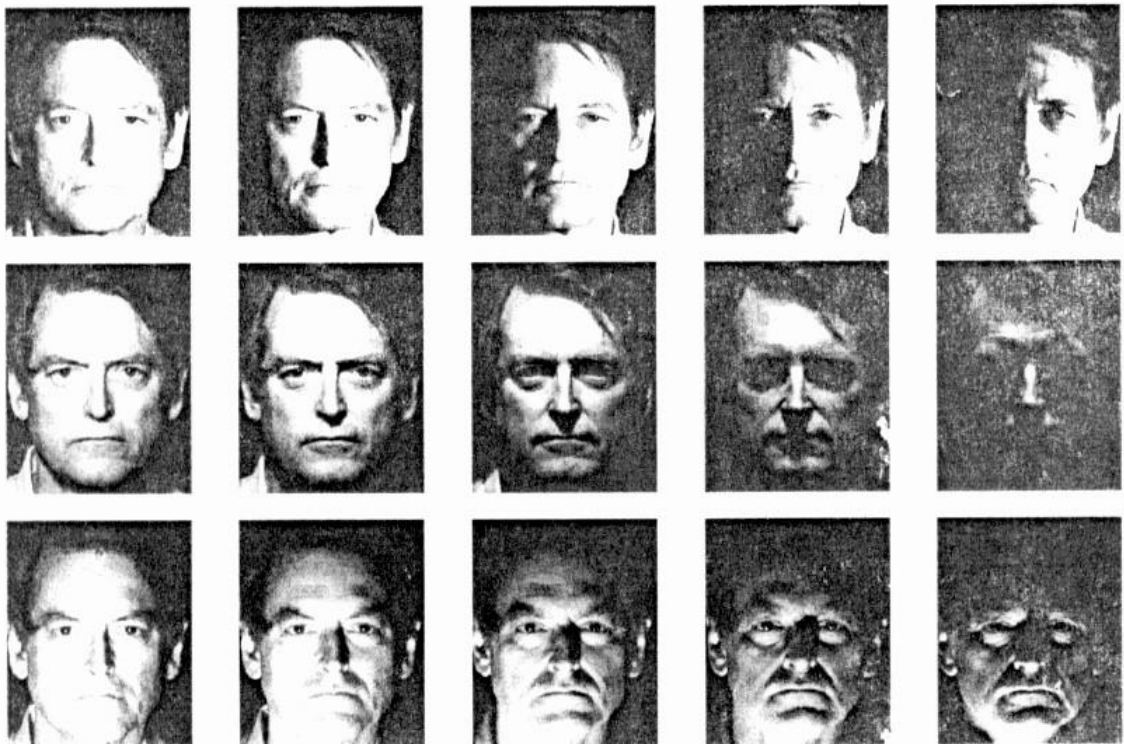


Рисунок 1.1 – Вплив умов освітлення об'єкта в момент зйомки на чіткість рис обличчя



3. Відкритість обличчя на зображенні. Іноді ділянки обличчя можуть закриватися іншими предметами, такими, як капелюхи, окуляри або волосся. Більшість систем розпізнавання не можуть впоратися з цією проблемою успішно. Залежно від того, на якій ділянці обличчя ґрунтується безпосередньо сам алгоритм розпізнавання, а найчастіше це очі, висувається умова до вхідних зображень про обов'язкову доступність необхідного фрагмента для повного аналізу.

4. Емоційний вираз. Для деяких алгоритмів вираз обличчя не грає особливої ролі, однак навіть у людини періодично виникають складнощі з впізнавання знайомих йому осіб в моменти сильних переживань, потрясінь тощо, тобто в моменти сильного емоційного напруження. Тому доцільно вводити також деякі обмеження на вхідні зображення або доповнювати систему алгоритмом визначення виду емоцій і отримання «нейтрального» виразу обличчя.

### **1.2.2 Системи ідентифікації сучасного часу**

У патенті США №3805238 [13] наводиться опис системи контролю доступу, яка при перевірці особистості людини аналізує характерні риси його обличчя. Зафіксовані риси, отримані з фотографій, зроблених в фас, профіль і під кутом в  $45^\circ$  при налаштуванні системи, зберігаються в ідентифікаційній картці або в пам'яті відповідного комп'ютера. Сам процес ідентифікації може здійснюватися як візуально (шляхом порівняння фотографій на ідентифікаційній картці з обличчям самого об'єкта), так і автоматично (шляхом порівняння ідентифікованих рис обличчя, що зберігаються в пам'яті комп'ютера, з відповідними характеристиками, знятими безпосередньо із зображення обличчя, що одержує доступ на об'єкт). В останньому випадку об'єкт повинен займати перед спеціальним скляним екраном строго певне положення. Автоматичне порівняння засноване на аналізі відповідності

геометричних характеристик зображень обличчя, що зберігаються в системі, і обличчя, що стоїть перед камерою в момент запиту доступу. Повідомляється про надійну роботу системи (помилка розпізнавання становить не більше 2 %) за умови, що голова об'єкта буде відхилятися від заданого положення не більше ніж на 10 в фронтальній і поздовжній площинах.

Опис принципів побудови ще однієї on-line системи можна знайти в [14]. Автори розробили комбінований підхід – вони використовували як інформацію, отриману з портрета людини, так і виділену з його профілю. Найкращий відсоток розпізнавання в цій роботі склав 99,7 %.

### 1.2.3 Опис методів

Найбільша кількість публікацій, що відносяться до теми аналізу зображень людей за їх фотографіями, присвячені знаходженню оптимальних методів вирішення завдання першого класу. Існує близько десятка принципово різних підходів до вирішення даної проблеми (рис. 1.2). Основні критерії, що висуваються до наведених нижче методів при оцінці –вартість побудованих на їх основі алгоритмів і достовірність розпізнавання.

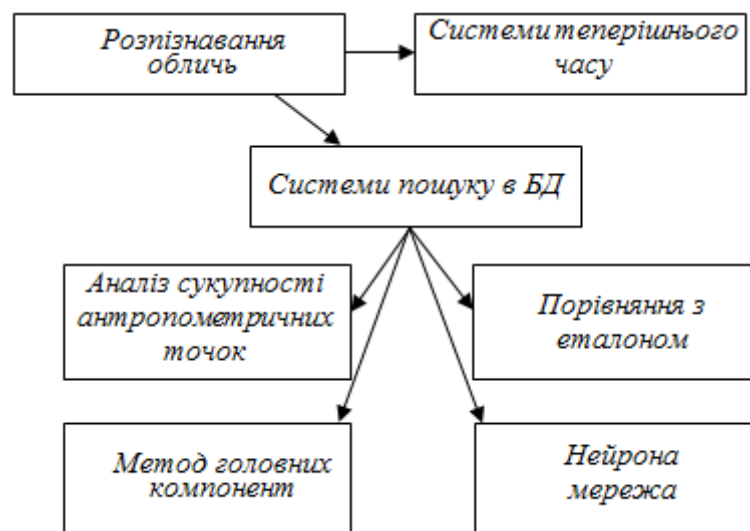


Рисунок 1.2 – Основні підходи, що застосовуються при побудові off-line систем ідентифікації особистості

### **1.2.3.1 Сукупність антропометричних точок обличчя (Geometrical Features)**

Той факт, що люди істотно відрізняються своєю зовнішністю і, зокрема, рисами обличчя, очевидний. Так, наприклад, розташування очей і їх найдрібніші характеристики розрізняються навіть у близнюків. Тому не дивно, що історично першим підходом до вирішення проблеми пов'язаної з автоматичним розпізнаванням людини по зображенню її обличчя був метод, основою якого є виділення і порівняння деяких антропометричних характеристик обличчя. Даний підхід активно використовується в практичній криміналістиці.

Основною проблемою, яка стає перед розробниками систем ідентифікації з застосуванням даного підходу, є вибір сукупності характерних точок, що найбільш точно характеризують конкретне людське обличчя. При цьому необхідно зауважити, що характерні точки обличчя, на яких ґрунтується ідентифікація, не повинні перекриватися зачіскою, бородою, містити зайві предмети тощо; для забезпечення незалежності процесу розпізнавання від масштабу зображення доцільно описувати систему ідентифікаційних точок у відносинах між ними; обрана сукупність точок повинна бути стійкою до малих змін ракурсу зйомки (легкий поворот голови, нахил, зміна виразу обличчя тощо); кількість характерних точок системи, що задовольняє вищевикладеним вимогам, має бути мінімальною, оскільки обчислювальна вартість алгоритмів зазвичай пропорційна їх кількості.

На цей час є багато робіт, присвячених дослідженням розпізнавання за допомогою різних сукупностей характерних точок та аналізу ефективності роботи систем, побудованих на їх основі [13, 15, 16, 17].

Також слід звернути увагу, що використання великої (зайвої) кількості параметрів може не тільки збільшити час роботи алгоритму, але і призвести до зниження точності розпізнавання. Так, в одній з перших робіт по розпізнаванню людей [18] при використанні набору з 16 параметрів обличчя,

серед яких були співвідношення між відстанями, площами і навіть визначалися кути між обраними комбінаціями точок, ефективність розпізнавання коливалася від 45 до 75 % в залежності від використовуваного набору параметрів. Причому кращі результати були отримані, коли деякі параметри не враховувалися. При перевірці схожості між зображеннями з тестового набору і основної бази Канад [18] використовував просту міру відстаней. Свої досліді він проводив на 40 фотографіях 20 осіб (по дві на кожну). Знімки були зроблені з перервою на місяць, але без трансформаційних змін в умовах зйомки (ракурс, освітлення тощо).

Брунеллі і Поджіо в своїй роботі [15] використовували 35 автоматично виділених геометричних характеристик, серед яких:

- товщина брів над центрами зіниць;
- приблизний (грубий) опис арки брови над лівим оком;
- вертикальна координата розташування носа і його ширина;
- вертикальна координата розташування рота, ширина і висота верхньої і нижньої губ;
- одинадцять радіусів, що описують форму підборіддя;
- ширина обличчя на рівні кінчика носа;
- ширина обличчя посередині між лінією рівня очей і кінчиком носа;

Застосовуючи до описаних подібним чином обличч класифікатор Байеса, автори домоглися 90 % розпізнавання на базі даних в 47 чоловік. Однак, метод порівняння з еталоном при тестуванні на тій же самій базі зображень дав точність розпізнавання 100 %.

Кокс і інші в [16] запропонували застосовувати «змішані відстані», які дозволили отримати точність розпізнавання 95 % при пошуку 95 зображень в базі, що містить інформацію на 685 осіб. Однак, при експериментах інформативні точки для визначення 30 «змішаних відстаней» виділялися на зображеннях вручну.

Таким чином, залишається відкритим питання про ефективність роботи даного підходу при автоматизованому режимі.

В [13] описується патент США №3805238 системи розпізнавання людини, заснованої на аналізі характерних рис обличчя. Даний патент, як згадувалося вище, описує систему, побудовану для вирішення завдання №2, тобто перевірки об'єктивності інформації, що вводиться шляхом ідентифікації особистості. Для цього огляду становить інтерес наведена в описі система характерних точок і отримуваних на їх основі відстаней (рис. 1.4.), а також її стійкість до незначних змін умов зйомки (поворот, міміка, освітлення тощо).

На рисунку 1.3 схематично показано фронтальне зображення голови людини. Орієнтація фронтальної проекції визначається лінією, перпендикулярної уявної осі, що проходить через центр вух людини. Припустимо, що фронтальна проекція голова має невеликий нахил вперед. Як випливає з рисунку 1.3, а, фронтальні проекції ідентифікаційних точок є такі як: центр зіниці (15a і 15b); кінчик носа (20), який визначається як центральна точка між носовими отворами, центр рота (25) – як точка перетину лінії, що розділяє верхню і нижню губи об'єкта, і перпендикуляра, опущеного з точки, яка визначає кінчик носа об'єкта; лівий кут лівого ока, позначений точкою 30a, правий кут правого ока – 30b; нижні точки закінчення мочок вух – 35a і 35b. При бажанні можуть бути використані і інші характерні точки особи, наприклад крайня точка правого кута лівого ока тощо.

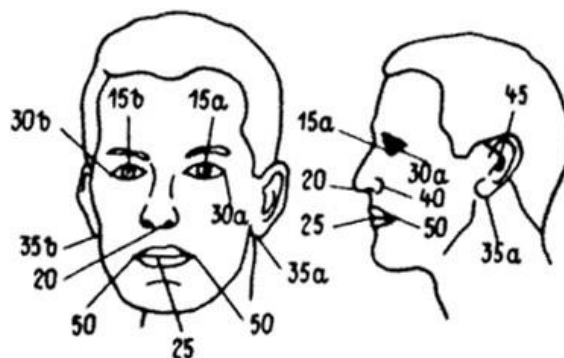


Рисунок 1.3 – Проекції особи людини: (а) фронтальна і (б) профільна

Зазначені точки на фронтальній проекції обличчя дозволяють визначати характерні лицьові параметри обличчя останнього. Відзначається, що в даному контексті терміни «лицьові параметри обличчя» і «довжина лицьового параметра обличчя» ідентичні і означають відстань між відповідними ідентифікаційними точками на обличчі. Як показано на рисунку 1.4, вибрані для демонстрації роботи параметри означають наступне:

- REN (1) – відстань між центром сітківки правого ока і центром кінчика носа;
- REM (2) – відстань між центром сітківки правого ока і центром ротового отвору;
- LER (3) – відстань між центрами сітківки очей;
- LEN (4) – відстань між центром сітківки лівого ока і центром кінчика носа;
- LEM (5) – відстань між центром сітківки лівого ока і центром ротового отвору;
- DMN (6) – відстань між центром ротового отвору і кінчиком носа;

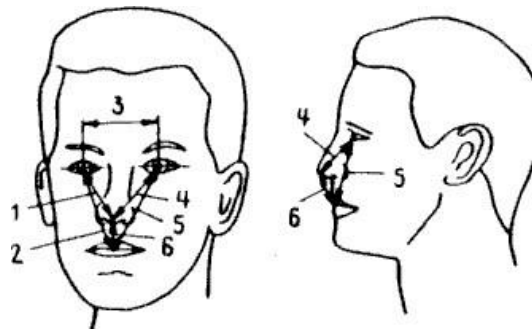


Рисунок 1.4 – Ідентифікаційні параметри на фронтальній (а) і проекції в профіль (б)

Всі вибрані і зазначені вище параметри прийняті в якості основних, оскільки на них не впливають такі фактори, як зачіска, макіяж, наявність ювелірних прикрас тощо. Природньо, що кількість параметрів може бути

збільшено. Однак слід зазначити, що для ідентифікації з певним ступенем надійності можна використовувати лише кілька параметрів.

Використовуючи шість відібраних параметрів можна скласти до 30 співвідношень між ними, які можуть застосовуватись в якості ознак. При цьому 15 з них будуть прямими, а 15 – зворотними співвідношеннями. Основною причиною введення в якості ідентифікаційної одиниці відношення параметрів є той факт, що це ставлення є величиною постійною, що не залежить від відстані, з якої робиться фотографія людини, а по фотографії неможливо визначити розміри голови і її ділянок. Таким чином, якщо використовуються відношення параметрів, а не їх реальні величини, то для системи зовсім неважливо, на якій відстані знаходиться вимірюваний об'єкт. Або, що практично одне і те ж, для системи абсолютно не критична відстань від ідентифікованої людини до відеокамери системи.

Відповідно до вищесказаного для встановлення ідентичності людини частіше за інших використовуються наступні відношення параметрів:  $LEN / LER$ ;  $LEM / LER$ ;  $REN / LER$ ;  $REM / LER$ ;  $DMN / LER$ , крім того, в якості додаткових були обрані усереднені відношення:  $(LEN / LER + REN / LER) / 2$  і  $(LEM / LER + REM / LER) / 2$ .

При проведенні дослідів з системою на дев'яти випробуваних було показано, що при самому простому методі отримання зображення обличчя людини і простому обладнанні точність розпізнавання вимірювання достатньо висока. При цьому не висувалася вимога про те, щоб обличчя людини знаходилося при перевірці в строго певному положенні. Випробовувані просто опускали свої перепустки в пристрій, що зчитує, перебуваючи в стандартному положенні. Крім того, сім наведених відношень змінюються для дев'яти випробуваних не більше, ніж на 21 %. Різні серії проведених на одних і тих самих об'єктах вимірювань показали, що відхилення для всіх семи показників становить не більше 3 %. Таким чином, використовуючи шість вищевказаних параметрів і обчислюючи сім

зазначених вище співвідношень, включаючи два усереднених, можна отримати типову точність системи розпізнавання рівну 98 %.

В [19] опубліковані результати порівняння чотирьох підходів. Один з них був геометричним і ґрунтувався на 30 відстанях між точками обличчя. Експерименти проводилися на базі даних Дослідницької Лабораторії фірми Оліветті, що складається з 400 зображень 40 осіб. І для цього підходу було отримано коефіцієнт розпізнавання 87,36 %. Крім цього, видається цікавою в цій роботі експериментальна перевірка впливу кількості обраних характеристик на точність розпізнавання. Так, на 47 тестових портретах було встановлено, що при зменшенні розмірності вектора зображення з 30 до 15 точність розпізнавання знизилася лише на 2 %.

### **1.2.3.2      Метод власних векторів (EigenVectors, EigenFaces)**

Наступним методом, вивченням якого займалася велика кількість науковців та який є не менш опрацьованим ніж метод аналізу антропометричних характеристик обличчя, є метод власних векторів (іноді його називають методом головних компонент). Він є прикладом того, як математичні методи (метод аналізу головних компонент), що успішно застосовувалися в інших областях, виявилися ефективно адаптованими до розпізнавання людей по їх портретах.

Будь-яке цифрове зображення може бути представлено у вигляді вектора в просторі ознак. Якщо зображення описується  $w \times h$  пікселями, розмірність найпростішого векторного простору, до якого даний вектор належить, буде дорівнює добутку  $w$  на  $h$  і, відповідно, базис подібного векторного простору буде складатись з  $w \times h$  векторів. Однак у зв'язку з тим, що всі людські обличчя схожі між собою (овальна форма з носом, ротом, очима тощо), всі вектори, що описують зображення осіб, будуть розміщуватися в вузько обмеженій області даного векторного простору. Тому при вирішенні задачі розпізнавання людей по портрету не раціонально



описувати та зберігати весь векторний простір. Таким чином, постає питання побудови простору меншого за розмірністю, в якому зображення людських обличчя описуються більш компактно. Одним з варіантів такого простору є простір, в якому базисними векторами є головні компоненти всіх розміщених в ньому зображень обличчя. Розмірність такого простору заздалегідь визначити неможливо, але вона є набагато меншою ніж розмірність векторного простору всіх зображень. З вищесказаного випливає, що головною метою методу аналізу головних компонент є значне зменшення розмірності простору ознак таким чином, щоб воно якомога краще описувало «типові» образи, що належать множині портретів. У разі застосування даного методу для ідентифікації осіб такими образами будуть служити навчальні зображення.

Іншими словами, аналіз головних компонент дозволяє виявити всілякі мінливості в навчальному наборі зображень обличчя і описати цю мінливість за допомогою декількох змінних. Ці змінні представляють собою  $w \times h$  - розмірні вектори, що мають назву «власні». У разі перетворення подібних векторів в зображення, отримані картинки будуть відображати головні компоненти представленої навчальної множини (також звані власними обличчями).

Таким чином, за рахунок зниження розмірності простору базисних векторів, який містить зображення, домагаються хороших показників як в швидкості, так і в точності розпізнавання.

Судячи з кількості публікацій, найбільш активно розвивається в даний час метод власних векторів.

Як вже пояснювалося вище, суть методу полягає в тому, що набір власних векторів або обличчя (рис. 1.5), отриманий на основі представленої навчальної вибірки, використовується при кодуванні всіх інших зображень, які представляються для зберігання в базі зваженою комбінацією цих власних векторів (рис. 1.6). Іншими словами, використовуючи обмежену кількість власних векторів, можна отримати поліпшену апроксимацію до

вхідного зображення, яка надалі зберігається в базі даних у вигляді вектора ваг та одночасно слугує ключем пошуку.

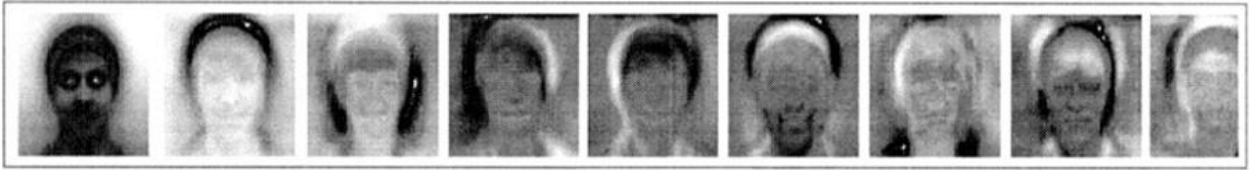


Рисунок 1.5 – Дев'ять перших головних компонент обличчя людини [20]

Обґрунтування вибору одного з декількох можливих наборів власних векторів наводиться в [21]. На відносно великій базі в 1316 зображень 504 чоловік продемонстровано перевагу систематизованого підходу до вибору простору власних векторів – отримана точність розпізнавання – 95-99 % в залежності від виду дослідів.

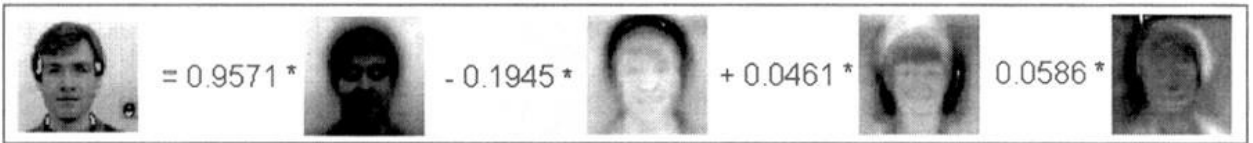


Рисунок 1.6 – Портрет, представлений в базисі головних компонент

Тюрк і Пентланд [22] провели комплексне дослідження даного методу на базі даних, що складається з портретів 16 осіб, зображення яких були отримані при різних умовах освітлення, при зйомці з різних відстаней, при різних поворотах голови – всього 2500 фотографій. Однак отримані зображення були однакові за такими параметрами, як міміка, деталі обличчя (борода, окуляри тощо). При зміні освітлення, ракурсу зйомки і масштабу точність розпізнавання склала 95, 85 і 64 % відповідно. Крім того, середина обличчя виділялася для зменшення негативного ефекту від можливих змін. За швидкістю роботи реалізована авторами на робочій станції SUN 3/160 система наближалася до режиму реального часу.

Найбільш вагомими за обсягом експерименти були описані Пентландом з колегами в [23]. Вони досліджували ефективність застосування методу при роботі з великими базами даних, одна з яких складалася з 7562 зображень, що належать майже трьом тисячам осіб. На даний момент це найбільша база зображень осіб, про роботу з якою було оголошено. В ході експериментів двадцятька власних векторів були отримані з 128 випадково вибраних навчальних зображень. На додаток до векторів в базі зберігалася інформація про стать, расу, приблизний вік і виразі обличчя. На відміну від поліцейських баз даних, де використовуються лише два зображення одного об'єкта – в фас і профіль, в експериментальній базі було багато зображень, що належать одній людині, але відрізняються різними виразами обличчя, зачіскою тощо.

Однак експерименти, проведені з базою, можна назвати обмеженими – перевірялася лише можливість інтерактивного пошуку по всій базі даних. Експерт пропонував зробити запит системі щодо уявлення зображення осіб певного типу (наприклад, «негритьянка 50 років»). Зображення, які задовольняли даним запитам, видавалися на екран групами по 21. Користувач вибирав серед них одне і система видавала обличчя з бази, які були найбільш схожі на необхідне, в порядку спадання подібності. Під час експериментів з 200 обраних зображень коефіцієнт розпізнавання склав 95 %, тобто для 180 зображень найбільш схожою була обрана фотографія тієї ж самої особи. Таким чином, з огляду на той факт, що вибране зображення спочатку розкладали на власні вектори, а потім по ним проводився пошук, помилка розпізнавання прямо залежить від похибки розкладання як обраного, так і зображення, що зберігаються в базі даних. Для оцінки точності розпізнавання як функції від раси були проведені дослідження з зображеннями біло-і чорношкірих, а також азіатських обличч чоловічої статі. Для білих і чорних точність розпізнавання була 90 і 95 % відповідно, і лише 80% – для азіатів.

В роботі [2] Могхаддам і Пентланд оголосили про отримання хороших результатів при експериментах з базою даних FERET – тільки одне

неправильне визначення на 150 фронтальних зображень. Система проводила розширену попередню обробку по положенню голови, визначенню рис обличчя, а також нормалізацію по геометрії обличчя, освітленості, контрастності, масштабу і повороту.

На основі вищесказаного можна відзначити, що хоча алгоритм розпізнавання зображень, представлених комбінацією власних осіб, і є відносно швидким, простим і практичним, при його роботі з дуже великими базами даних можуть з'явитися проблеми з точністю. Один із способів подолання останніх – підвищення ступеня відповідності між інтенсивностями пікселів зображень з тренувального набору і з бази. Подібні кроки, в свою чергу, вимагають великих зусиль по попередній обробці і нормалізації.

### **1.2.3.3 Метод зіставлення з еталоном (Template Matching)**

В даному підході розпізнавання виконується по частинах, тобто зображення розбивається на частини, відповідні окремим рисами обличчя. Кожна фотографія, що пропонується для ідентифікації, повинна подаватися на вхід у вигляді фронтального зображення обличчя людини з певною для конкретної бази даних кількістю масок, які представляють основні параметри для ідентифікації обличчя (наприклад, очі, ніс, рот і нижня частина обличчя). Крім того, розташування даних масок повинні бути однаково нормалізовані (наприклад, щодо положення очей) для всіх зображень в базі даних. Під час процесу ідентифікації, коли частини вхідного зображення по черзі порівнюються з частинами зображення, збереженого в базі, використовується вектор, який відображає результат порівняння в балах (один бал за кожен рису обличчя, що збігається) і обчислюється шляхом нормалізованої взаємної кореляції (втім, методи порівняння можуть бути різними). Після чого вхідне зображення класифікується відповідно за максимально набраними балами. Є

також деякі різновиди даного підходу, наприклад, до змінних в процесі порівняння еталонами [15].

Основною роботою, яка проголошувала про успіхи в застосуванні даного підходу, є [15]. На базі даних з 47 чоловік автори домоглися 100 % -ої точності розпізнавання. У своїх експериментах вони використовували 4 області обличчя для порівняння: область очей, носа, рота і нижньої частини обличчя. Однак, незважаючи на успіхи в точності, автори визнають наявність великої обчислювальної вартості роботи алгоритму. Для порівняння двох зображень з відстанями між зіницями в 27 пікселів і використанням еталонів лише очей, носа і рота потрібно 25 мс часу роботи SPARCStation IPX. Крім того, до недоліків цього підходу відноситься необхідність забезпечення однакових умов отримання зображень (освітлення, ракурсу, масштабу).



Рисунок 1.7 – Еталони деяких областей особи, що використовувалися в [15]

Інший варіант цього підходу описаний в [24]. Автори використовують ізолінії (isodensity lines), тобто криві одного рівня яскравості, які хоч і не належать до тривимірних структур, але передають зображення рельєфу обличчя. Спочатку, застосувавши до зображення обличчя на чорному тілі оператор Собеля (Sobel operator) і деякі інші кроки попередньої обробки, вони отримують границі обличчя, а потім за допомогою 8-бітової гістограми яскравості поділяють контури голови на ізолінії. Після цього вже

використовується процедура зіставлення з еталоном. На базі даних, що складається з двадцяти зображень, були отримані непогані результати розпізнавання.

#### 1.2.3.4 Підходи засновані на нейронних мережах (Neural Networks Approaches)

Принцип роботи систем, що побудовані на нейронних мережах (іноді їх також називають автоасоціативною пам'яттю), полягає в тому, щоб у якості відповіді на деяку вхідну сукупність даних, яку також називають «ключем», представити збережену в мережі і найбільш близьку до вхідних за значеннями сукупність такої ж розмірності.

Порядок роботи нейронних мереж можна описати наступними кроками: 1-й крок – оцифровка зображення та кодування його у вигляді вектора; 2-й крок – розташування кожної координати вектора в окремій клітинці, пов'язаної з усіма іншими клітинками (навчання або настройка системи відбувається шляхом зміни ваг зв'язків між клітинками); 3-й крок – фільтрування зображення осіб через нейромережу, при цьому вхідне зображення замінюється найближчим схожим, яке і подається на вихід.

В даний час цей підхід є одним з найпопулярніших. Проте оцінити обчислювальну складність алгоритмів поза обчислювальних машин з паралельною архітектурою дуже важко. Однак, повідомляється про досить ефективне використання нейронних мереж в області аналізу зображень обличь за трьома напрямками: класифікація людей за статтю, безпосередньо розпізнавання і визначення емоційних виразів обличчя.

Як вже згадувалося вище, під нейронними мережами часто мають на увазі автоасоціативну пам'ять, яка є одним з видів асоціативної пам'яті. Її головне завдання видавати відповідь, яка зберігає ключ найближчий до заданого ключа. В даному випадку під терміном «ключ» розуміється зображення обличчя.

Лінійна автоасоціативна пам'ять являє собою один шар нейронної мережі. Кожен нейрон цього шару асоціюється з одним компонентом, отриманим з розкладання зображення обличчя в вектор (аналогічно до методу власних обличь). Таким чином, при розмірі зображення  $w \times h$  пікселів

кожен шар даної мережі буде містити  $w \times h$  нейронів. Крім того, кожен нейрон пов'язаний з усіма іншими і лінійна автоасоціативна пам'ять будується при обчисленні  $(w \times h)$  ваг зв'язків цієї нейронної мережі. Дані ваги визначаються на етапі навчання, при якому кілька навчальних зображень, представлених лінійно автоасоціативною пам'яті, запам'ятовуються в ній [25].

Про одне з перших застосувань нейронних мереж для вилучення з бази, зображень близьких до заданих, стало відомо з роботи [8]. При перевірці даного підходу на малих наборах даних були отримані хороші показники точності розпізнавання навіть тоді, коли вхідне зображення було дуже сильно зашумлено і коли частини зображення були вирізані. В [10] автори виділяли 50 перших принципів компонент зображень і зменшували їх розмірність до 5, застосовуючи автоасоціативну нейронну мережу. Результируючу класифікацію отримували за допомогою стандартного багат шарового перцептрона. Були отримані хороші результати, але база даних була досить проста: зображення нормалізувалися вручну і серед них не було розходжень по світу, повороту або нахилу. Ієрархічна нейронна мережа, яка росте автоматично, також застосовувалася для розпізнавання осіб в [26]. Автори досягли хороших результатів відмінності десяти чоловік.

Використовуючи у своїй системі алгоритми, засновані на самоорганізованих картах (SOM) і згортальних мережах (Convolutional Networks), Лоренс і інші в [17] провели її комплексне дослідження за наступними пунктами: зміна числа класів, за якими проводилося розпізнавання; зміна розмірності самоорганізованих карт; зміна рівня квантування SOM; заміна SOM на розкладання Карунен-Лоева; заміна згорнутих мереж на багат шаровий перцептрон; перевірка залежності між акуратністю розпізнавання і порогом відкидання; порівняння з іншими системами на одних базах зображень; зміна числа зображень однієї людини, що застосовуються для розпізнавання. Експерименти проводилися на зображеннях з ORL-бази, з використанням 5 зображень однієї людини для навчального набору і стільки ж для тестового – всього по 200 зображень в



обох множинах. Найкраща достовірність розпізнавання склала 94,25 %. Крім того, автори стверджують, що по продуктивності їх система майже в 500 разів перевершує другу після неї систему 2D- НММ (автор – Самара [17]), проте ніяких часових параметрів не наводиться.

У статті [27] описується система ідентифікації особистостей за їх зображеннями, що зберігаються в базах даних, побудована за так званою гібридною архітектурною класифікацією. Дана архітектура включає в себе як нейронні мережі, так і дерева вибору. Подібна організація дозволяє домогтися 96-97 % точності розпізнавання в залежності від типів пошуку, здійснюваних системою. Експерименти проводилися на базі даних FERET, що складається з тисячі вісімдесят чотирьох зображень 350 осіб.

Гібридні нейронні мережі, що відрізняються, проте, від описаних в [27], позитивно характеризуються і в іншій роботі [28].

Більш детальну інформацію про деякі напрямки розвитку нейронних мереж і моделі обличч, що використовуються в побудованих на зазначених вище принципах системах, можна знайти в огляді [29].

### **1.3 Висновки до першого розділу**

В першому розділі були розглянуті наступні питання:

- класифікація задач у розпізнаванні;
- задача ідентифікації людського обличчя і підходи до її вирішення.

За класифікацією в якості задачі у розпізнаванні для магістерської дисертації було обрано задачу пошуку у великих базах даних.

Проаналізувавши різні способи, що дозволяють ідентифікувати людину за її обличчям, було зроблено висновок, що відсоток розпізнавання залежить від багатьох факторів конкретного методу. У кожному з вищеописаних способів існують як переваги, так і недоліки, які слід враховувати, вибираючи конкретний метод ідентифікації. Всі ці методи є досить новими і

ще розвиваються.

Отже, враховуючи вищезазначене, в якості методу для розпізнавання по зображенню обличчя було обрано метод Eigenface, оскільки алгоритм розпізнавання зображень, представлених комбінацією власних осіб, є відносно швидким, простим і практичним та має відносно високу точність розпізнавання.

## 2 МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЬ EIGENFACE

Кожне зображення обличчя можна розглядати як вектор. Якщо ширина та висота зображення  $w$  та  $h$  відповідно, тоді кількість компонент цього вектора  $w \times h$ .

Кожен піксель кодується одним векторним компонентом. Рядки зображення розміщуються поруч один з одним, як показано на рисунку 2.1.



Рисунок 2.1 – Формування вектора обличчя

Цей вектор відноситься до простору, що є простором зображення, розмір якого дорівнює  $w \times h$  пікселям. Зображення базисного простору складають наступні вектори (рис. 2.2)

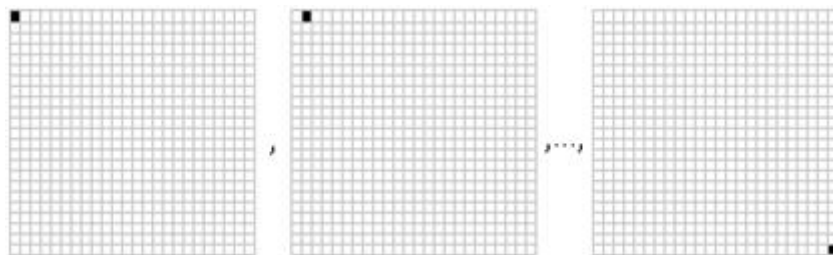


Рисунок 2.2 – Зображення базисного простору

Всі обличчя схожі одне на одне. Всі вони мають два ока, рот, ніс тощо, що знаходяться на тому ж місці. Таким чином, всі власні вектори знаходяться в дуже вузькому кластері в просторі зображень, як показано на рисунку 2.3.

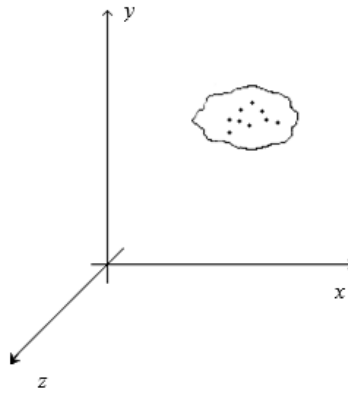


Рисунок 2.3 – Кластер в просторі зображень

Отже, повне зображення простору не є оптимальним для опису обличчя. Завдання спрямоване на створення меншого простору, який краще описує обличчя. Базові вектори цього простору називаються принциповими компонентами.

Розмір простору зображення  $w \times h$ . Зазвичай, всі пікселі обличчя не є актуальними, і кожен піксель залежить від його сусідів. Таким чином, розмірність простору обличчя менше розмірності простору зображення. Розмір особового простору не може бути визначений, але він, безсумнівно, буде набагато менше, ніж простір зображення.

Задача полягає в пошуку принципів компонентів обличчя, або власних векторів коваріаційної матриці набору зображень обличчя. Ці власні вектори можна розглядати як сукупність ознак, що характеризують варіації між зображеннями обличчя. Кожне з цих зображень сприяє більш-менш власним векторам, тому ми можемо відображати власні вектори як своєрідне примарне обличчя, яке ми називаємо власним; деякі з цих обличчя показані на рисунку 2.4.



Рисунок 2.4 – Візуалізація власних обличчя

На рисунку 2.5 схематично показано, що робиться під час principal component analysis (PCA). В якості вхідних даних береться навчальна вибірка і як результат отримуємо eigenfaces. Очевидно, що перший крок будь-якого експерименту обчислити eigenfaces. Після цього можна розпочати процес ідентифікації або категоризації.

## 2.1 Процес генерації власних векторів

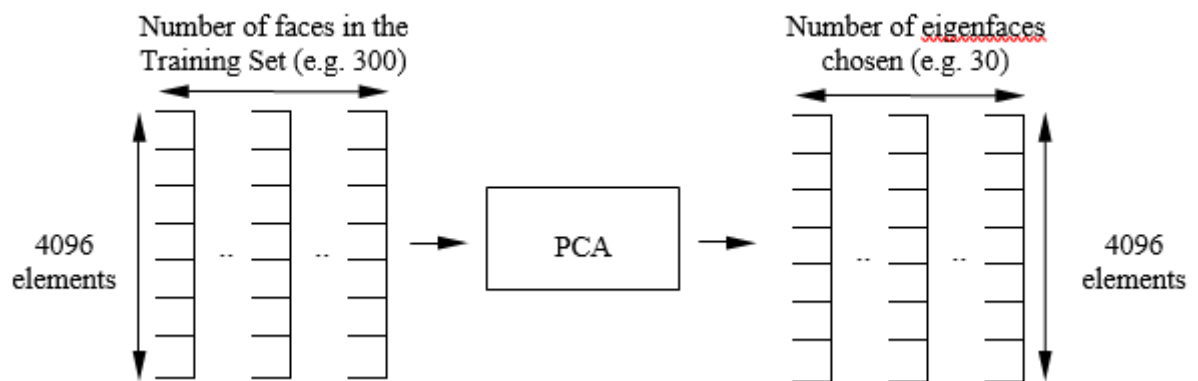


Рисунок 2.5 – Процес генерації власних векторів

Кількість власних зображень дорівнює кількості зображень обличч у навчальному наборі. Однак обличчя також можуть бути апроксимовані, використовуючи лише «найкращі» власні особливості, які мають найбільші власні значення і тому враховують найбільшу дисперсію в наборі зображень обличч. Обґрунтування для цього – обчислювальна ефективність. Обличчя можуть представляти кожний набір зображень обличчя з точки зору власних сторін.

Майкл Кирби и Лоуренс Сирович ввели алгебраїчну операцію, яка упроваджує прямі вираховування «власних осіб». Зображення можна приблизно реконструювати, зберігаючи невеликий набір ваг для кожного обличчя і невеликий набір стандартних зображень. Зображення в вихідному наборі можуть бути перероблені за допомогою зважених сум малого збору характерних зображень. Настільки ефективним способом є вивчення та

розпізнавання особливостей обличчя для побудови характерних особливостей з відомих зображень та розпізнавання конкретних обличч шляхом порівняння вагових характеристик, необхідних для їх реконструкції з вагами, пов'язаними з відомими обличчями.



Рисунок 2.5 – Обличчя розгорнуте в просторі

Рисунок 2.6 показує випадковий процес, який дає двовимірний результат у векторах  $x_1$ ,  $x_2$ . Після великої кількості проведеннь цього процесу був отриманий результат показаний на рисунку 2.6.

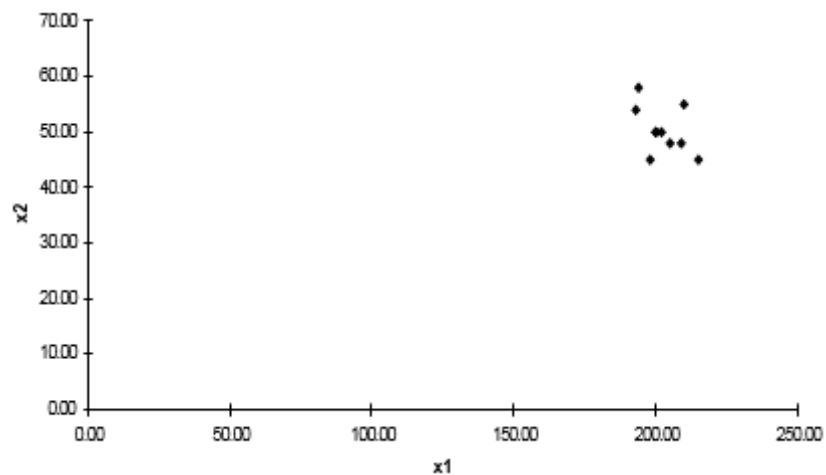


Рисунок 2.6 – Випадковий процес у вихідних координатах  $x_1$ ,  $x_2$

У цьому випадковому процесі  $x_1$  та  $x_2$  є корельованими. Є деякі осі, крім  $x_1$  і  $x_2$ , більш зручні для опису процесу. Мета PCA – шукати осі, які максимізують дисперсію даних (рис. 2.7). Вони є своєрідною особливістю процесу і називаються віссю функції.

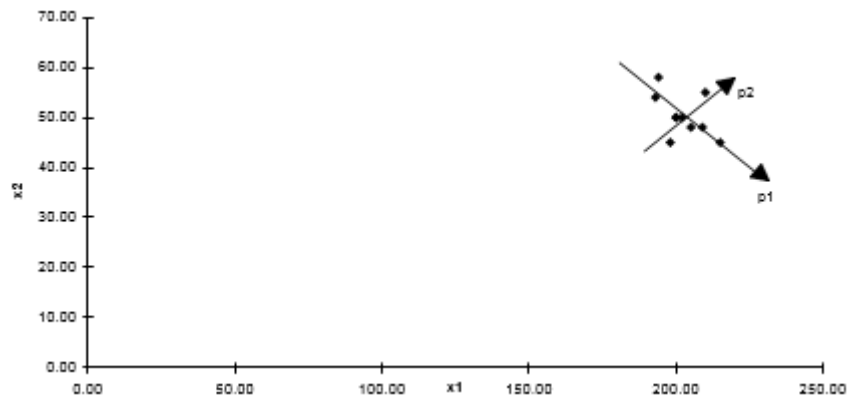


Рисунок 2.7 – Випадковий процес та його власна вісь функції

Особливістю осі є її ортогональність. З графіка видно, що дисперсія даних максимальна в напрямку  $p_1$ . Напрямок  $p_1$  максимізує зміну проекції точок. Напрямок, який дає найбільшу дисперсію даних, за умови ортогональності  $p_1$  та  $p_2$ , є  $p_2$ . Розкид даних найширший у напрямку  $p_1$ , наступний найширший розкид –  $p_2$ .  $\lambda_1$ , значення власного вектора  $p_1$ , дорівнює 55 і  $\lambda_2$  дорівнює 7. 89 % дисперсії даних пояснюється першою особливістю  $p_1$  і тільки 11 % пояснюється другою особливістю  $p_2$ . Це означає, що  $p_1$  захоплює велику частину змін у вихідному двовимірному просторі. Найменш важливий  $p_2$  може бути пригнічений. Оскільки це зменшення вимірювання пригнічує інформацію, воно повинно бути зроблено тільки в тому випадку, якщо інформація не відноситься до наступної стадії процесу. Поворот вихідної осі на 20 градусів на рисунку 2.8.

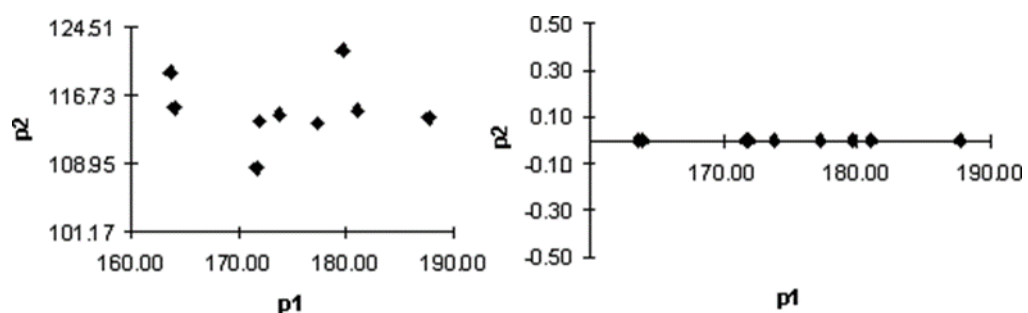


Рисунок 2.8 – Поворот вихідної осі на 20 градусів

На рисунку 2.8 праворуч, випадкові дані в просторі ознак, що складаються з двох функцій. Зліва дані представлені в просторі, описаному тільки першою функцією.

Інша властивість першого основного компонента,  $p_1$ , полягає в тому, що зводиться до мінімуму сума квадратів відстаней спостережень від їх перпендикулярної проекції до найбільшого основного компонента. Зміна точок в напрямку другого компонента  $p_2$  менше, ніж зміна точок в напрямку найбільшого основного компонента  $p_1$ .

## 2.2 Операції ініціалізації у розпізнаванні обличч

Операції ініціалізації у процесі розпізнавання обличч можна описати наступними кроками:

1. Отримати початковий набір зображень (навчальний набір).
2. Обчислити власні обличчя з навчального набору, зберігаючи тільки  $M$ -зображення, що відповідають найвищим власним значенням. Ці власні обличчя визначають простір обличчя, оскільки виникають нові обличчя, власні обличчя можуть бути оновлені або обчислені.
3. Розрахувати відповідний розподіл у просторі  $M$ -розмірної маси для кожного відомого індивідуума, проєцируючи їх зображення обличчя на «простір обличчя».

Після ініціалізації системи, наступні кроки використовуються для розпізнавання нових зображень обличч.

1. Обчислити набір ваг на основі вхідного зображення і  $M$  власних сторін, проєцируючи вхідне зображення на кожну власну сторону.
2. Визначити, чи має зображення обличчя взагалі (чи відомо, чи невідомо), перевіряючи, чи є зображення достатньо близьким до "простору обличчя".
3. Якщо це обличчя, класифікувати шаблон ваги як відомої або невідомої людини.



4. Оновити власні структури та / або моделі ваги.
5. Якщо одна і та ж невідома особа з'явилася кілька разів, розрахувати характерний ваговий малюнок і включити у відомі обличчя.

### 2.3 Розрахунок Eigenfaces

Подамо зображення обличчя  $I(x, y)$  у вигляді двовимірного  $N$  по  $N$  масиву значень інтенсивності. Або у вигляді вектора розмірності  $N^2$ , якщо типовим зображенням вважати фотокартку розміром  $256 \times 256$  пікселів, то вона має вектор розмірності якого  $65,536$  або еквівалентно є точкою в  $65,536$  мірному просторі. Так зображення потім відображає колекцію точок у цьому величезному просторі.

Зображення обличчя, подібних у всіх конфігураціях, не будуть випадково розподілені в цьому величезному просторі зображень і, таким чином, можуть бути описані відносно низьким розмірним підпростором. Основна ідея аналізу принципів компонентів полягає в пошуку особових векторів, які найкраще враховують розподіл зображень обличчя в межах всього простору зображення. Ці вектори визначають підпростір зображень обличчя. «Простором обличчя» ми називаємо кожний вектор довжини  $N^2$ , що описують зображення  $N \times N$  і лінійну комбінацію оригінальних зображень обличчя. Оскільки ці вектори є власними векторами коваріаційної матриці, що відповідає оригінальним зображенням обличчя, ми називаємо їх «власними обличчями».

Якщо навчальний набір зображень визначається як  $\Gamma_1, \Gamma_2 \dots \Gamma_M$ , то середнє обличчя рахується за формулою:

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i. \quad (2.1)$$

Кожне обличчя відрізняється від середнього обличчя вектором:

$$\Phi_i = \Gamma_i - \psi. \quad (2.2)$$

Набір великих векторів підлягає аналізу основних компонентів, які шукають  $M$  ортонормальний вектор  $u_k$ , який найкраще описує розподіл даних.  $K$ -й вектор  $u_k$  вибирається так, що:

$$\lambda_k = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (u_k^T \cdot \Phi_k)^2. \quad (2.3)$$

Вектори  $u_k$  та  $\lambda_k$  – власні вектори і власні значення відповідної коваріаційної матриці.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \cdot \Phi_i^T = A \cdot A^T, \quad (2.4)$$

де матриця  $A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M]$ . Однак матриця  $C$  має  $N^2$  по  $N^2$  власних векторів і не є розв'язком завдання для типових розмірів зображення. Нам потрібний обчислювальний метод, щоб знайти ці власні вектори.

Якщо кількість точок даних у просторі зображень менше, ніж розмір простору ( $M < N^2$ ), буде лише  $M$ , а  $N^2$ , значущі власні вектори (решта власних векторів матимуть власні значення, що дорівнюють нулю).

Для  $N^2$ -мірних власних векторів ми можемо знайти в цьому випадку спочатку рішення для власних векторів матриці  $M \times M$  (матриця  $16 \times 16$ , а не  $16384 \times 16384$ ). Тоді беручи відповідні лінійні комбінації зображень обличчя  $\Phi_i$  розглядаємо власні вектори  $A^T A$  такі, що

$$A^T A v_i = \mu_i v_i. \quad (2.5)$$

Помноживши обидві частини на  $A$ , отримаємо

$$A A^T A v_i = A \mu_i v_i. \quad (2.6)$$

Звідси видно, що  $A v_i$  – це власні вектори (2.4).

Після цього ми конструємо матрицю  $M \times M$ , що має вигляд

$$L = A^T A, \quad (2.7)$$

де  $L_{mn} = \varphi_m^T \varphi_n$ , і знайдемо  $M$  власних векторів. Ці вектори визначають лінійні комбінації зображень обличчя  $M$  навчального набору для формування власних обличч

$$u_l = \sum_{k=1}^M v_{lk} \varphi_k, \text{ де } l = 1 \dots M. \quad (2.8)$$

При такому аналізі розрахунки значно зменшуються, від порядку кількості пікселів у зображеннях ( $N^2$ ) до порядку числа отриманих зображень у навчальному наборі ( $M < N^2$ ), і розрахунок стає цілком керованим. Асоціативні власні значення дозволяють ранжувати власні вектори відповідно до їх корисності в характеристиці варіацій між зображеннями.

## 2.4 Використання Eigenfaces для класифікації зображення з обличчям

Кірбі, використовуючи  $M = 115$  зображень виявив, що для повноцінного опису набору зображень обличч достатньо близько 40 власних обличч. В даному випадку відсоток помилкового спрацювання дорівнює близько 2 %.

Нове зображення обличчя ( $\Gamma$ ) перетворюється на його власні компоненти (проеціюється в «простір обличчя») простою операцією:

$$w_k = u_k^T (\Gamma - \psi), \quad (2.9)$$

де  $k = 1 \dots M$ .

Утворений вектор  $\Omega^T = (w_1, w_2 \dots w_M)$ , який описує внесок кожного власного обличчя у подання вхідного зображення обличчя, обробляючи власне обличчя як базовий набір для зображень обличч. Потім вектор може бути використаний у стандартному розпізнаванні образів, щоб знайти, який з декількох попередньо визначених класів обличчя, якщо такі є, найкраще описують обличчя. Найпростіший спосіб визначення того, який клас обличчя

забезпечує найкращий опис вхідного класу  $\Omega_k$ , що мінімізує евклідову відстань  $\varepsilon_k$

$$\varepsilon_k = \|\Omega - \Omega_k\| \quad (2.10)$$

де  $\Omega_k$  – вектор, що описує k-ий клас обличчя

Обличчя класифікують як приналежність до класу k, коли мінімум  $\varepsilon_k$  нижче певного вибраного порогу, який визначає максимально допустиму відстань від простору обличчя. В іншому випадку обличчя класифікується як "невідоме" і використовується для створення нового класу.

## 2.5 Використання Eigenfaces при виявленні обличчя на зображенні

Використовуючи знання щодо простору обличчя, ми можемо розпізнати наявність обличчя на фотографії.

Оскільки створення вектора ваг еквівалентно проектуванню оригінального зображення обличчя на низький розмірний простір, багато зображень (більшість з них не схожі на обличчя) будуть проєціюватися на заданий векторний зразок. Це не є проблемою для системи, однак, оскільки відстань між зображенням і простором обличчя є просто квадратом відстані між середнім і вхідним зображенням  $\varphi = \Gamma - \Psi$  і  $\varphi_f = \sum_{i=1}^M w_i u_i$ , його проєкція на простір обличчя дорівнює

$$\varepsilon^2 = (\varphi - \varphi_f)^2 \quad (2.11)$$

Зображення обличчя не змінюються, коли вони проєціюються у просторі обличчя, а проєкції зображень, які не є обличчям, різняться. Ця основна ідея використовується для виявлення присутності обличчя на зображенні.

## 2.6 Висновки до другого розділу

В цьому розділі було детально розглянуто алгоритм Eigenfaces, заснований на методі головних компонент. Основна ідея алгоритму полягає в тому, щоб знайти такий базис меншої розмірності, після проекції в який максимально зберігається інформація по осях з великою дисперсією і втрачається інформація по осях з маленькою дисперсією. Це потрібно для того, щоб залишити тільки ту інформацію, яка б характеризувала відмінності обличч і видалити непотрібну інформацію, яка може перешкодити правильно ідентифікувати людину. Процедура ідентифікації виконується в новому базисі з використанням евклідової метрики.

Даний алгоритм передбачає, що

- всі зображення мають однакові розмірності по ширині і висоті;
- зображення представлені у відтінках сірого;
- зображення повинні бути центровані, тобто очі, ніс, губи повинні

знаходитися на приблизно одному рівні.

На основі отриманих знань про алгоритм Eigenfaces в наступному розділі буде реалізовано програму мовою програмування Java в середовищі IntelliJ IDEA та програму в середовищі MATLAB.

### 3 МОДЕЛЬ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОСОБИСТОСТІ ПО ЗОБРАЖЕННЮ ЇЇ ОБЛИЧЧЯ

#### 3.1 Структурна схема системи

Модель системи ідентифікації особистості по зображенню її обличчя представлена на рисунку 3.1.

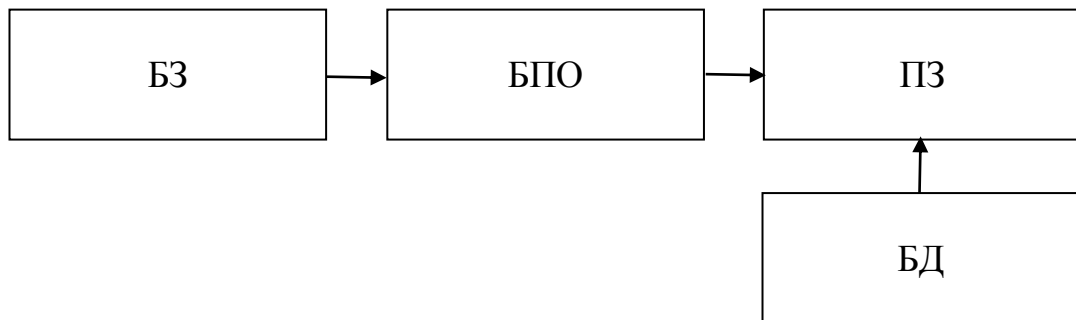


Рисунок 3.1 – Модель системи ідентифікації особистості по зображенню її обличчя

На рисунку 3.1 позначено:

- БЗ – біометричний зчитувач;
- БПО – блок попередньої обробки;
- ПЗ – програмне забезпечення;
- БД – база даних.

В якості біометричного зчитувача системи ідентифікації особистості можна використовувати будь-який мультимедійний пристрій, результатом роботи якого є зображення.

Отримана з біометричного зчитувача інформація передається на блок попередньої обробки, де в свою чергу виконується виділення обличчя, його масштабування та центрування. Це дозволяє підвищити точність розпізнавання й зменшити ймовірність помилкових спрацювань.

Дані з блоку попередньої обробки надходять до програмного

забезпечення одночасно з фотографіями з бази даних та порівнює їх. Після порівняння зображень з БД і вхідного зображення система приймає рішення – надавати доступ чи ні.

Основна похибка в даній системі полягає у тому, наскільки якісне зображення ми отримуємо на виході нашого біометричного зчитувача зображення, а також якісних характеристик самого БЗ.

В якості біометричного зчитувача найчастіше використовується камера. Для організації спостереження в невеликих приміщеннях цілком підійде обладнання з дозволом 1-2 Мп з фіксованим об'єктивом, тому в якості БЗ пропонується використовувати АHD-пристрій «JUST JC-D1080F». Технічні характеристики даного пристрою наведені нижче:

- матриця 1 / 2.7 "2MP Sensor;
- розширення 1920x1080 (1080P);
- чутливість 0,01Лк / 0 Лк;
- об'єктив 3,6 мм;
- ІЧ-підсвічування 20 м
- функції DNR 2D, 3D, D-WDR;
- ступінь захисту корпусу IP20;
- напруга живлення DC12V;
- температура експлуатації -10° C ~ 50° C;
- габаритні розміри 93x64.4 мм;

Купольна TVI-камера JC-D1080F-IR (TVI) марки JUST забезпечує відеоспостереження з розширенням HD 1080p. Вбудований об'єктив має фокусну відстань 3.6 мм. Завдяки йому ця камера дозволяє переглядати кут спостереження в 92 градуси по горизонталі з великою кількістю деталей. Навколо об'єктива розміщені інфрачервоні діоди. Автоматичне включення підсвічування з дальністю роботи до 20 метрів і режим день / ніч підтримують цілодобову роботу. Модель в пластиковому корпусі з захистом оболонки по класу IP20 призначена для експлуатації всередині приміщень.

Камера спостереження JC-D1080F-IR (TVI) оснащена функціями обробки зображення та може використовуватися в складних умовах освітлення. При нестачі світла використовуються алгоритми шумопониження з двовимірної або тривимірної фільтрацією. Обробка сцен, в які одночасно потрапляють яскраві і затемнені ділянки, за допомогою цифрової функції DWDR оптимізує засвічені частини кадру і зберігає деталі зон, що знаходяться в тіні.

Купольна відеокамера JUST JC-D1080F-IR (TVI) працює за технологією HD-TVI. Розгортання HD-TVI відеосистем ідентично створенню аналогових комплексів охоронного спостереження. Тому монтажні організації можуть використовувати наявний досвід без додаткової перекваліфікації. HD-TVI відеореєстратори успішно взаємодіють зі стандартними аналоговими і IP-відеокамерами. Це дозволяє проектувати гнучкі змішані комплекси безпеки.

### **3.2 Висновки до третього розділу**

У третьому розділі була розглянута типова структурна схема, робота якої підтримується розробленим у даній роботі програмним забезпеченням для ідентифікації особистості по зображенню її обличчя. Структурна схема складається з біометричного зчитувача, блоку попередньої обробки, програмного забезпечення та бази даних. В якості біометричного зчитувача було запропоновано використовувати АНД-пристрій «JUST JC-D1080F» та наведені його характеристики. Застосування даного пристрою дозволить проектувати гнучкі змішані комплекси безпеки, оскільки HD-TVI відеореєстратори успішно взаємодіють зі стандартними аналоговими і IP-відеокамерами. Високе розширення (HD 1080p) та кут спостереження в 92 градуси дозволить отримати якісні фотографії для подальшої ідентифікації, що є дуже важливим критерієм для отримання правильного результату роботи програми.



## 4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ EIGENFACE АЛГОРИТМУ

### 4.1 Вибір та обґрунтування засобів програмування

В наш час існує багато середовищ розробки програмного забезпечення (ПЗ). Найбільш відомі з них:

- IntelliJ IDEA;
- Microsoft Visual Studio;
- NetBeans IDE;
- Eclipse.

Серед зазначених вище середовищ розробки ПЗ було обрано IntelliJ IDEA, що є комерційним продуктом от JetBrains. Основні переваги даного середовища:

- підтримує велику кількість мов програмування Java, PHP, JavaScript, HTML, CSS, SQL, Ruby, Python;
- підтримує Java EE, Spring, GWT, Vaadin, Play, Grails і ряд інших фреймворків;
- забезпечує єдиний інтерфейс взаємодії з більшістю систем контролю версій, включаючи Git, SVN, Mercurial, CVS, Perforce і TFS;
- IDEA оснащена інструментами для збірки, середовищем виконання тестів, інструментами покриття (coverage tools) і вбудованим термінальним вікном;
- має набір інструментів для роботи з SQL і БД;
- пропонує «Розумне автодоповнення» тощо.

В якості мови програмування була обрана Java. Для компіляції коду мовою Java, використовувалось середовищі IntelliJ IDEA.

Мова Java є об'єктно-орієнтованою і поставляється з досить об'ємною бібліотекою класів. Бібліотеки класів Java значно спрощують розробку

додатків, надаючи в розпорядження програміста потужні засоби вирішення поширених завдань. Тому програміст може більше уваги приділити вирішенню прикладних задач, а не таких, як, наприклад, організація динамічних масивів, взаємодія з операційною системою або реалізація елементів призначених для інтерфейсу користувача. Як об'єктно-орієнтована мова, Java підтримує поняття інкапсуляції, спадкування та поліморфізму, що дозволяє спростити програмну реалізацію, використовуючи один і той же програмний код з різними даними. На основі класів створюється безліч об'єктів, у кожного з яких можуть бути власні значення полів. Немає необхідності вводити безліч змінних, оскільки об'єкти отримують в своє розпорядження індивідуальний простору імен. У цьому сенсі об'єкти схожі на структури даних. Об'єкт можна подати як якусь упаковку даних, до якої приєднані інструменти для їх обробки – методи.

Спадкування дозволяє не писати новий код, а використовувати і налаштовувати вже існуючий за рахунок додавання і перевизначення атрибутів.

Важливим критерієм у виборі мови Java є отриманий, в процесі навчання, досвід розробки.

Також в магістерській дисертації було використано середовище MATLAB.

MATLAB – це пакет прикладних програм для числового аналізу, що включає засновані на матрицях структури даних, широкий спектр функцій, інтегроване середовище розробки, об'єктно-орієнтовані можливості і інтерфейси до програм, написаних іншими мовами програмування.

Програми, написані в MATLAB, бувають двох типів – функції і скрипти. Функції мають вхідні і вихідні аргументи, а також власний робочий простір для зберігання проміжних результатів обчислень і змінних. Скрипти ж вживають загальний робочий простір. Як скрипти, так і функції зберігаються у вигляді текстових файлів і компілюються в машинний код динамічно.

Реалізація програми в MATLAB необхідна для кращого засвоєння принципу роботи алгоритму, а також для порівняння результатів тестування, застосовуючи різні мови програмування для реалізації методу Eigenface.

## 4.2 Реалізація алгоритму мовою програмування Java

### 4.2.1 Опис основних класів та їх методів

Клас **EigenFaceComputation** обчислює "простір обличчя", що використовується для розпізнавання обличч. Розпізнавання фактично здійснюється в об'єкті FaceBundle, але підготовка такого об'єкта вимагає багато обчислень, а саме:

- обчислити середнє обличчя;

```
for (pix = 0; pix < length; pix++) {
    temp = 0;
    for (image = 0; image < nrfaces; image++) {
        temp += face_v[image][pix];
    }
    avgF[pix] = temp / nrfaces;
}
```

- створити коваріаційну матрицю;

```
Matrix faceM = new Matrix(face_v, nrfaces, length);
Matrix faceM_transpose = faceM.transpose();
Matrix covarM = faceM.times(faceM_transpose);
```

- обчислити власні значення та власні вектори;

```
EigenvalueDecomposition E = covarM.eig();
double[] eigValue = diag(E.getD().toArray());
double[][] eigVector = E.getV().toArray();
```

```
static double[] diag(double[][] m) {
    double[] d = new double[m.length];
    for (int i = 0; i < m.length; i++)
        d[i] = m[i][i];
}
```

```

    return d;
}

```

- обрати тільки найбільші власні значення і відповідні їм власні вектори;

```

int[] index = new int[nrfaces];
double[][] tempVector = new double[nrfaces][nrfaces];

```

```

for (i = 0; i < nrfaces; i++)
    index[i] = i;

```

```

doubleQuickSort(eigValue, index, 0, nrfaces - 1);

```

```

int[] tempV = new int[nrfaces];
for (j = 0; j < nrfaces; j++)
    tempV[nrfaces - 1 - j] = index[j];
index = tempV;

```

```

for (col = nrfaces - 1; col >= 0; col--) {
    for (rows = 0; rows < nrfaces; rows++) {
        tempVector[rows][col] = eigVector[rows][index[col]];
    }
}
eigVector = tempVector;

```

- обчислити обличчя за допомогою власних векторів;

```

Matrix eigVectorM = new Matrix(eigVector, nrfaces, nrfaces);
eigVector = eigVectorM.times(faceM).toArray();

```

```

for (image = 0; image < nrfaces; image++) {
    temp = max(eigVector[image]); // Our max
    for (pix = 0; pix < eigVector[0].length; pix++)
        eigVector[image][pix] = Math.abs(eigVector[image][pix] / temp);
}

```

- обчислити простір для зображень.

```

double[][] wk = new double[nrfaces][MAGIC_NR];

```

```

for (image = 0; image < nrfaces; image++) {
    for (j = 0; j < MAGIC_NR; j++) {
        temp = 0.0;
        for (pix = 0; pix < length; pix++)
            temp += eigVector[j][pix] * faces[image][pix];
        wk[image][j] = Math.abs(temp);
    }
}

```

Після виконання попередніх обчислень решту алгоритму потрібно викликати в **FaceBundle**.

Цей пакет використовує **Java** для обчислення власних значень і власних векторів.

Це програмне забезпечення є кооперативним продуктом **MathWorks** та Національного інституту стандартів і технологій (**NIST**), який був опублікований у відкритому доступі.

Клас **FaceBundle** зберігає всю необхідну інформацію, щоб спробувати знайти необхідне зображення.

Кожен об'єкт **FaceBundle** містить:

- середнє обличчя – **avgF** – що використовується для нормалізації зображення, яке підлягає порівнянню;
- власні компоненти – **wk** – що проектується на простір обличчя;
- простір обличчя – **eigV** – на який також проектується відповідний образ;
- рядковий масив – **id** – що представляє кожне з десяти зображень, представлених цим простором.

```

public FaceBundle(double[] avgF, double[][] wk, double[][] eigV, String[] files) {

    avgFace = new double[avgF.length];
    this.wk = new double[wk.length][wk[0].length];
    eigVector = new double[eigV.length][eigV[0].length];
    length = avgFace.length;

    System.arraycopy(avgF, 0, this.avgFace, 0, avgFace.length);
    System.arraycopy(eigV, 0, this.eigVector, 0, eigVector.length);
    System.arraycopy(wk, 0, this.wk, 0, wk.length);
}

```

```

    this.id = files;
}

```

В даному класі є метод **compute**, реалізація якого наведена нижче:

```

private void compute() {
    double[] inputFace = new double[length];
    int nrfaces = eigVector.length;
    int MAGIC_NR = wk[0].length;
    int j, pix, image;

    computed = false;
    System.arraycopy(cmpFace, 0, inputFace, 0, length);

    for (pix = 0; pix < inputFace.length; pix++) {
        inputFace[pix] = inputFace[pix] - avgFace[pix];
    }

    double[] input_wk = new double[MAGIC_NR];
    double temp;
    for (j = 0; j < MAGIC_NR; j++) {
        temp = 0.0;
        for (pix = 0; pix < length; pix++)
            temp += eigVector[j][pix] * inputFace[pix];

        input_wk[j] = Math.abs(temp);
    }

    double[] distance = new double[MAGIC_NR];
    double[] minDistance = new double[MAGIC_NR];
    idx = 0;
    for (image = 0; image < nrfaces; image++) {
        for (j = 0; j < MAGIC_NR; j++) {
            distance[j] = Math.abs(input_wk[j] - wk[image][j]);
        }
        if (image == 0)
            System.arraycopy(distance, 0, minDistance, 0, MAGIC_NR);
        if (sum(minDistance) > sum(distance)) {

            this.idx = image;
            System.arraycopy(distance, 0, minDistance, 0, MAGIC_NR);
        }
    }

    if (max(minDistance) > 0.0)
        divide(minDistance, max(minDistance));

    minD = sum(minDistance);
}

```

```

    computed = true;
}

```

Даний метод застосовується для знаходження відповідності вхідного зображення із зображенням в базі даних.

Клас **EigenFaceCreator** створює простір обличь зі списку зображень.

Спочатку необхідно побудувати простір обличь для зображень із зазначеного каталогу. Це можна здійснити за допомогою методу **readFaceBundles**. У цьому каталозі повинно буде не менше десяти зображень і кожне зображення повинне мати однакові розміри. Пакети просторів обличь також кешуються в даному каталозі для прискорення подальшої ініціалізації.

```

public void readFaceBundles(String n) throws FileNotFoundException,
    IOException, IllegalArgumentException, ClassNotFoundException {
    root_dir = new File(n);
    File[] files = root_dir.listFiles(new ImageFilter());
    Vector filenames = new Vector();

    String[] set = new String[MAGIC_SETNR];

    for (int i = 0; i < files.length; i++) {
        filenames.addElement(files[i].getName());
    }
    Collections.sort(filenames);

    b = new FaceBundle[(files.length / MAGIC_SETNR) + 1];

    for (i = 0; i < b.length; i++) {
        for (int j = 0; j < MAGIC_SETNR; j++) {
            if (filenames.size() > j + MAGIC_SETNR * i) {
                set[j] = (String) filenames.get(j + MAGIC_SETNR * i);
            }
        }
        b[i] = submitSet(root_dir.getAbsolutePath() + "/", set);
    }
}

```

Метод **computeBundle**, який в якості аргументів приймає шлях до каталогу та назви файлів, які потрібно прочитати, застосовується для побудови простору обличч, що складається з десяти зображень.

```
private FaceBundle computeBundle(String dir, String[] id) throws
```

```
    IllegalArgumentException, FileNotFoundException, IOException {
```

```
    xxxFile[] files = new xxxFile[MAGIC_SETNR];
```

```
    xxxFile file = null;
```

```
    String temp;
```

```
    int width = 0;
```

```
    int height = 0;
```

```
    for (int i = 0; i < files.length; i++) {
```

```
        temp = id[i].toLowerCase();
```

```
        temp = temp.substring(temp.lastIndexOf('.') + 1);
```

```
        if (temp.equals("jpg")) file = new JPGFile(dir + id[i]);
```

```
        if (file == null)
```

```
            throw new IllegalArgumentException(id[i] + " is not an image file!");
```

```
        files[i] = file;
```

```
    if (i == 0) {
```

```
        width = files[i].getWidth();
```

```
        height = files[i].getHeight();
```

```
    }
```

```
    if ((width != files[i].getWidth()) || (height != files[i].getHeight()))
```

```
        throw new IllegalArgumentException("All image files must have the same width and height!");
```

```
    }
```

```
    double[][] face_v = new double[MAGIC_SETNR][width * height];
```

```
    for (i = 0; i < files.length; i++) {
```

```
        face_v[i] = files[i].getDouble();
```

```
    }
```

```
    return EigenFaceComputation.submit(face_v, width, height, id, false);
```

```
}
```



Методи **readBundle** та **saveBundle** дозволяють читати утворені простори обличь та зберігати їх відповідно. Реалізація даних методів приведена нижче.

```
private FaceBundle readBundle(File f) throws FileNotFoundException, IOException,
ClassNotFoundException {
    FileInputStream in = new FileInputStream(f);
    ObjectInputStream fo = new ObjectInputStream(in);
    FaceBundle bundle = (FaceBundle) fo.readObject();
    fo.close();
    return bundle;
}

private void saveBundle(File f, FaceBundle bundle) throws FileNotFoundException, IOException {
    f.createNewFile();
    FileOutputStream out = new FileOutputStream(f.getAbsolutePath());
    ObjectOutputStream fos = new ObjectOutputStream(out);
    fos.writeObject(bundle);
    fos.close();
}
```

Метод **checkAgainst** порівнює файл, що передається як параметр, з зображеннями бази даних та повертає ідентифікатор зображення в просторі обличь. У разі, якщо зображення не знайдено (на основі THRESHOLD), повертається null.

```
public String checkAgainst(String f) throws IOException {
    String id = null;
    if (b != null) {
        double small = Double.MAX_VALUE;
        int idx = -1;
        double[] img = readImage(f);

        for (int i = 0; i < b.length; i++) {
            b[i].submitFace(img);
            if (small > b[i].distance()) {
                small = b[i].distance();
            }
        }
    }
    return id;
}
```

```

        idx = i;
    }
}
DISTANCE = small;
id = b[idx].getID();
}
return id;
}

```

#### 4.2.2 Опис інтерфейсу користувача

При розробці інтерфейсу були враховані деякі умови, а саме: зручність роботи в програмі, легкість і головне – функціональність. Інтерфейс програми схожий на інші програмні продукти, розроблені для ОС Windows, тому користувач легко зможе розібратися в функціоналі програми.

Отже, після запуску програма має наступний вигляд (рис. 4.1).



Рисунок 4.1 – Інтерфейс програми розпізнавання

Стартове вікно складається з трьох кнопок, за допомогою яких, користувач може вибрати шлях до зображення, яке потрібно порівняти з зображеннями бази даних, шлях до самої бази даних та кнопка отримання результату. Після натискання на перші дві кнопки, відкривається Провідник, за допомогою якого користувач може зробити вибір (рис. 4.2 а, б).

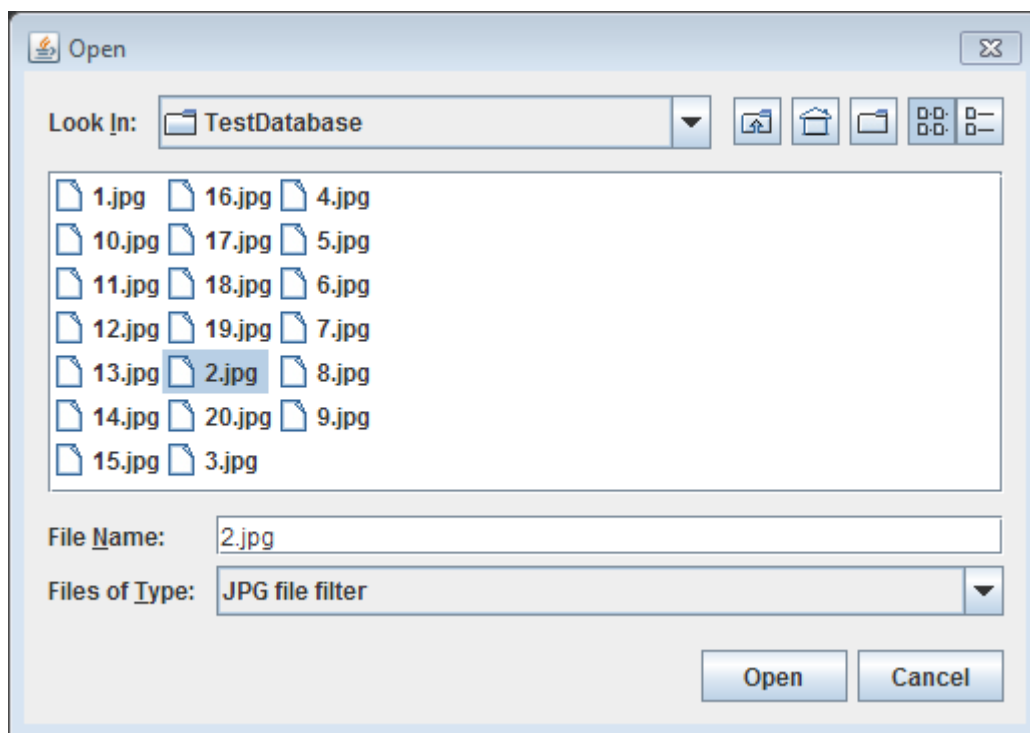


Рисунок 4.2 а – Вибір зображення для порівняння з зображеннями бази даних

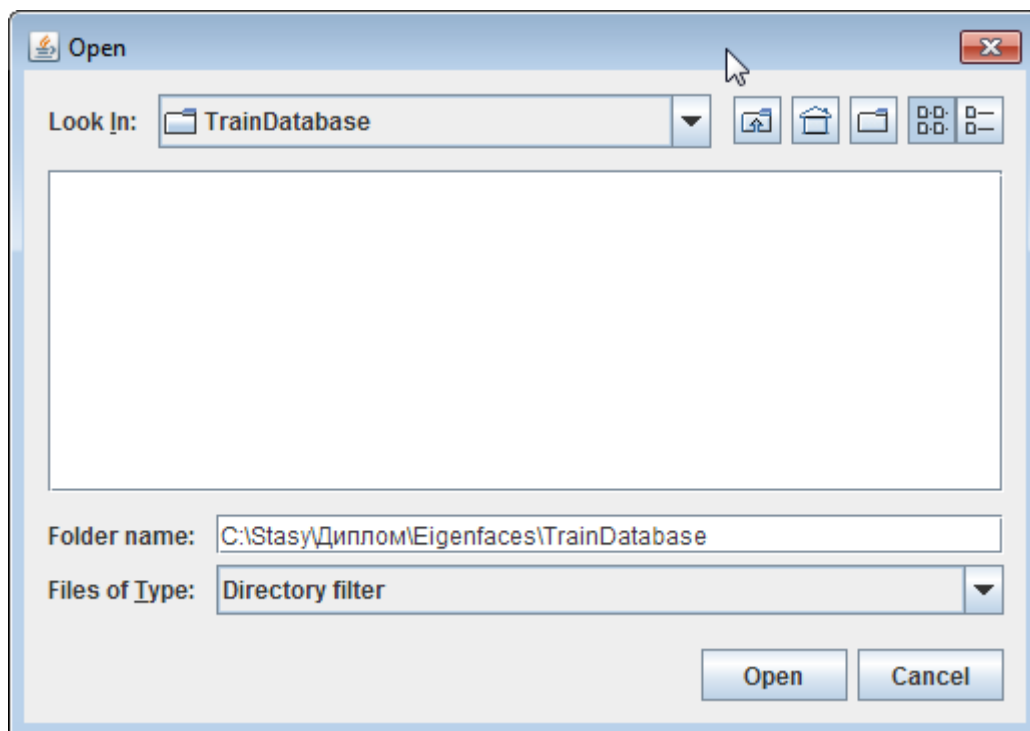


Рисунок 4.2 б – Вибір бази даних

Після вибору зображення для порівняння та бази даних, користувачем може бути отриманий результат, шляхом натискання кнопки «Отримати результат». Вікно з результатом роботи програми має наступний вигляд (рис. 4.3).

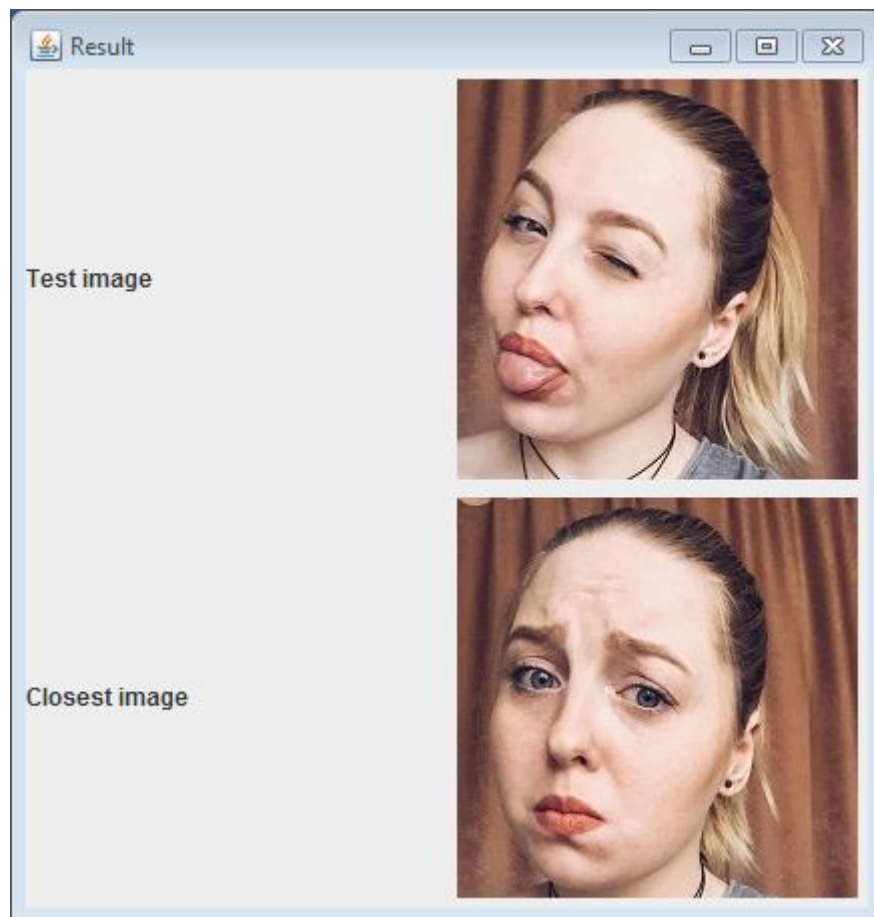


Рисунок 4.3 – Результат роботи програми

Для перевірки наступного зображення, достатньо закрити вікно з попереднім результатом та обрати нове зображення для перевірки. При використанні тієї ж самої бази даних обирати заново шлях не потрібно, оскільки попередньо обраний шлях було збережено.

### 4.3 Реалізація алгоритму у середовищі MATLAB

#### 4.3.1 Опис функцій

Функція **CreateDatabase**. За допомогою даної функції формується двовимірна матриця, стовпцями якої є одномірні вектори стовпці, отримані шляхом перетворення вхідних двовимірних зображення навчальної бази даних.

В якості аргументу функція `CreateDatabase` отримує шлях `TrainDatabasePath` до навчальної бази даних. Всі зображення  $P$  навчальної бази даних мають однаковий розмір  $M \times N$ . Таким чином, довжина одновимірних векторів стовпців дорівнює  $M \cdot N$ , а матриця має розмір  $M \cdot N \times P$ .

Функція **Eigenface**. Дана функція отримує сформовану за допомогою функції `CreateDatabase` двовимірну матрицю зображень навчальної бази даних та повертає три параметри:

- $m - (M \cdot N \times 1)$  – середнє зображення навчальної бази даних;

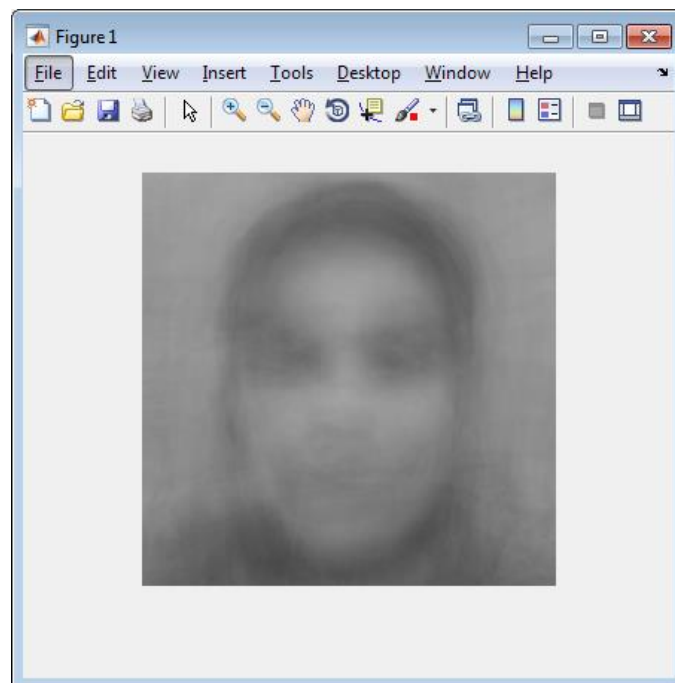


Рисунок 4.4 – Середнє зображення навчальної бази даних

- $\text{Eigenfaces} - (M \cdot N \times (P-1))$  – власні вектори коваріаційної матриці навчальної бази даних;
- $A - (M \cdot N \times P)$  – матриця відцентрованих векторів зображень.

Функція **Recognition**. Ця функція порівнює два обличчя, проєціюючи зображення в просторі обличчя та рахуючи евклідові відстані між ними.

Аргументами функції `Recognition` є `TestImage` – шлях вхідного тестового зображення та вихідні параметри функція `Eigenface`: середнє

зображення навчальної бази даних, власні вектори коваріаційної матриці навчальної бази даних та матриця відцентрованих векторів зображень.

Як результат даної функції ми отримуємо `OutputName` – ім'я розпізнаного зображення в навчальній базі даних.

### 4.3.2 Опис інтерфейсу користувача

Після запуску програми перед користувачем з'являється вікно Провідника, де він повинен обрати шлях до бази даних. Вікно має наступний вигляд (рис. 4.5)

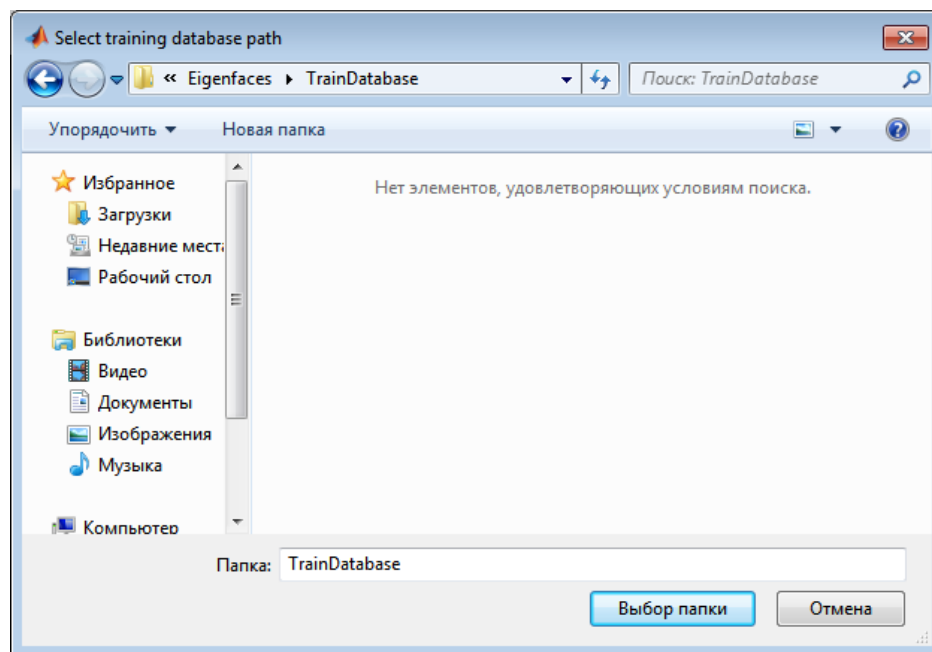


Рисунок 4.5 – Вибір бази даних

Обравши шлях до бази даних, відкривається таке ж вікно для вибору папки з тестовими зображеннями.

Зазначивши обидва шляхи, користувач повинен обрати зображення з тестової вибірки, ввівши ім'я файлу (в конкретному випадку всі зображення мають формат `*.jpg`, де `*` – номер від 1 до 20) у з'явившомуся вікні (рис. 4.6).

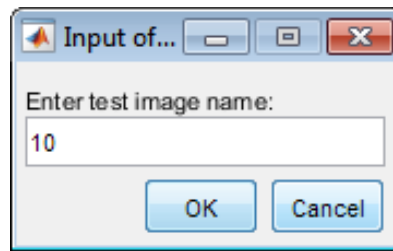


Рисунок 4.6 – Вікно вибору зображення для ідентифікації

Результат представляється у наступному вигляді (рис. 4.7).

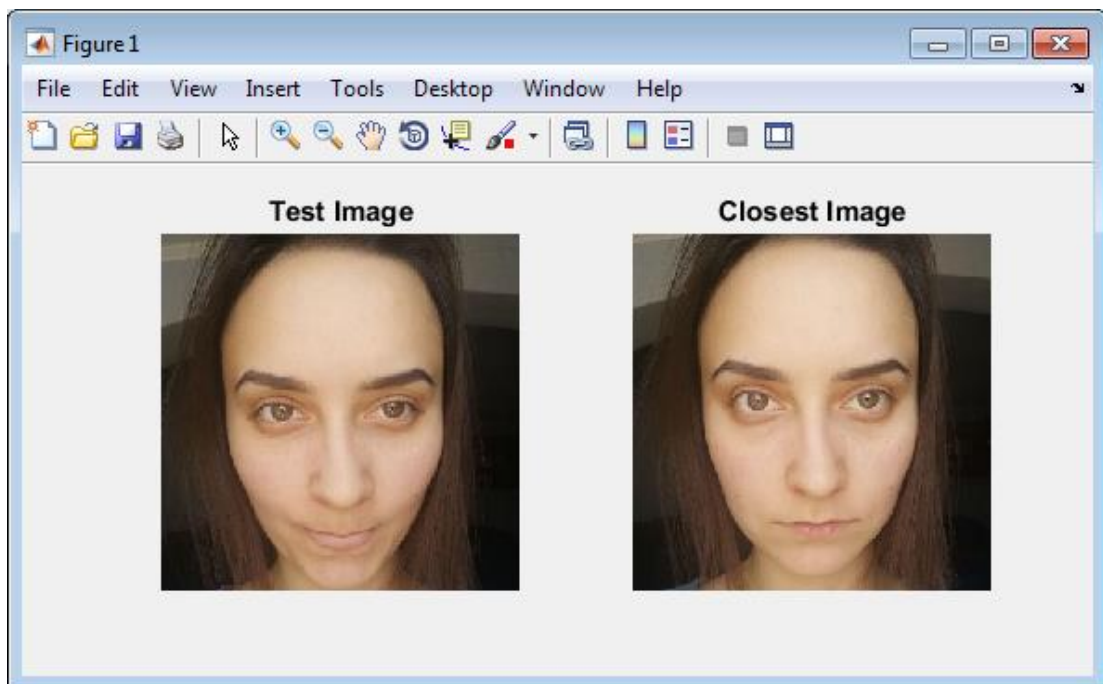


Рисунок 4.7 – Результат роботи програми в середовищі MATLAB

#### 4.4 Висновки до четвертого розділу

Результатом четвертого розділу магістерської дисертації є розроблена програма мовою програмування Java в середовищі IntelliJ IDEA та програми в середовищі MATLAB. Обидві програми мають зручний інтерфейс користувача.

Також у даному розділі описані основні класи та методи, що реалізують метод розпізнавання Eigenface, для середовища MATLAB описані функції, з яких складається програма.

В п'ятому розділі буде проведено тестування розроблених програм за різних умов.

## **5 ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ ПРОГРАМИ**

Для тестування була сформована база даних, що складається з 20 осіб. Кожна особа має по 5 фотографії, що були зроблені при однаковому освітленні та в одному приміщенні (рис. 5.1)

Тестування було проведено при різних умовах, а саме:

- зображення, що аналізується, присутнє в базі даних та є ідентичним;
- зображення, що аналізується, присутнє в базі даних, але не є ідентичним;
- зображення, що аналізується, відсутнє у базі даних.

В якості вхідного параметра буде прийматися зображення, в якості вихідних параметрів буде отримано:

- зображення, яке найбільше підходить;
- евклідова відстань між тестовим зображенням та зображенням з бази даних.

Під час кожного тестування використовувалося 20 зображень.

### **5.1 Зображення, що аналізується, присутнє в базі даних та є ідентичним**

Під час проведення тестів за умови, що зображення, яке аналізується, присутнє в базі даних, точність розпізнавання склала 100 %. Оскільки головні компоненти тестового зображення та відповідного йому зображення з бази даних були однаковими, евклідова відстань між ними дорівнювала 0. Отже, враховуюче вищезазначене, можна зробити висновок, що система розпізнавання може мати високі показники у разі виконання двох простих умов, а саме:

- постійний рівень освітленості;
- зображення буде мати фіксовані розміри.



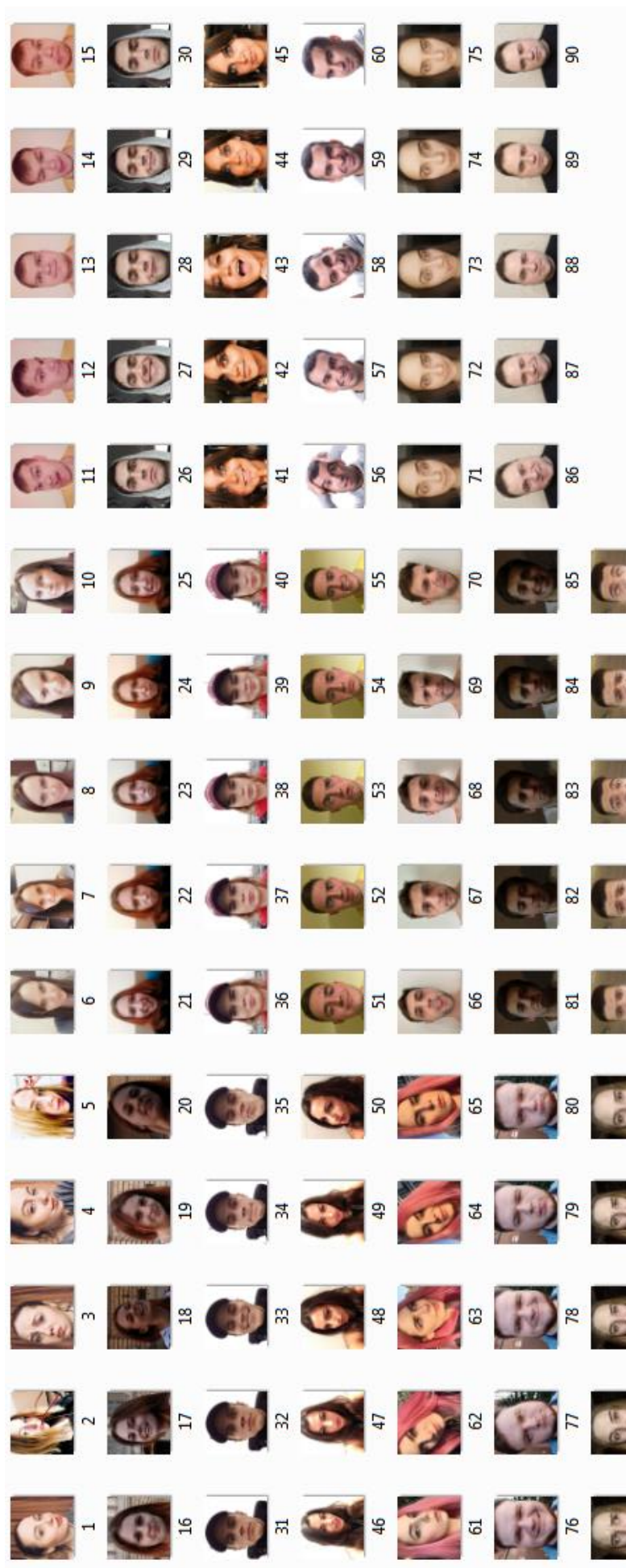


Рисунок 5.1 – База даних

На рисунках 5.2 а та б представлені результати тестування програм.

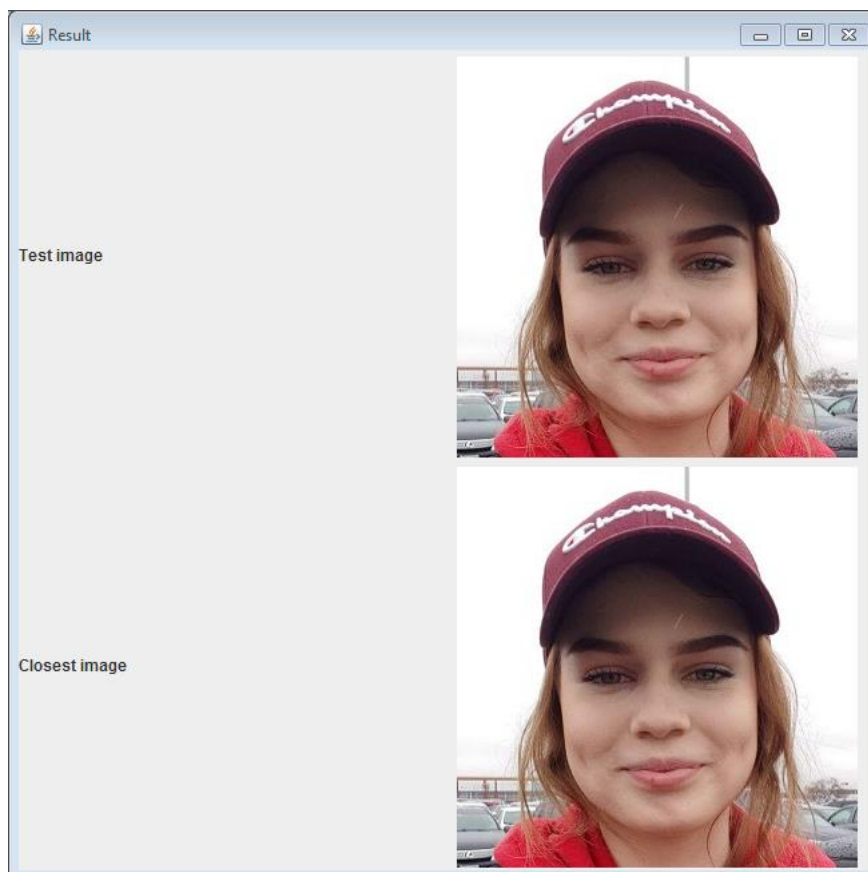


Рисунок 5.2 а – Результат тестування програми мовою програмування Java за умови наявності ідентичного зображення в базі даних

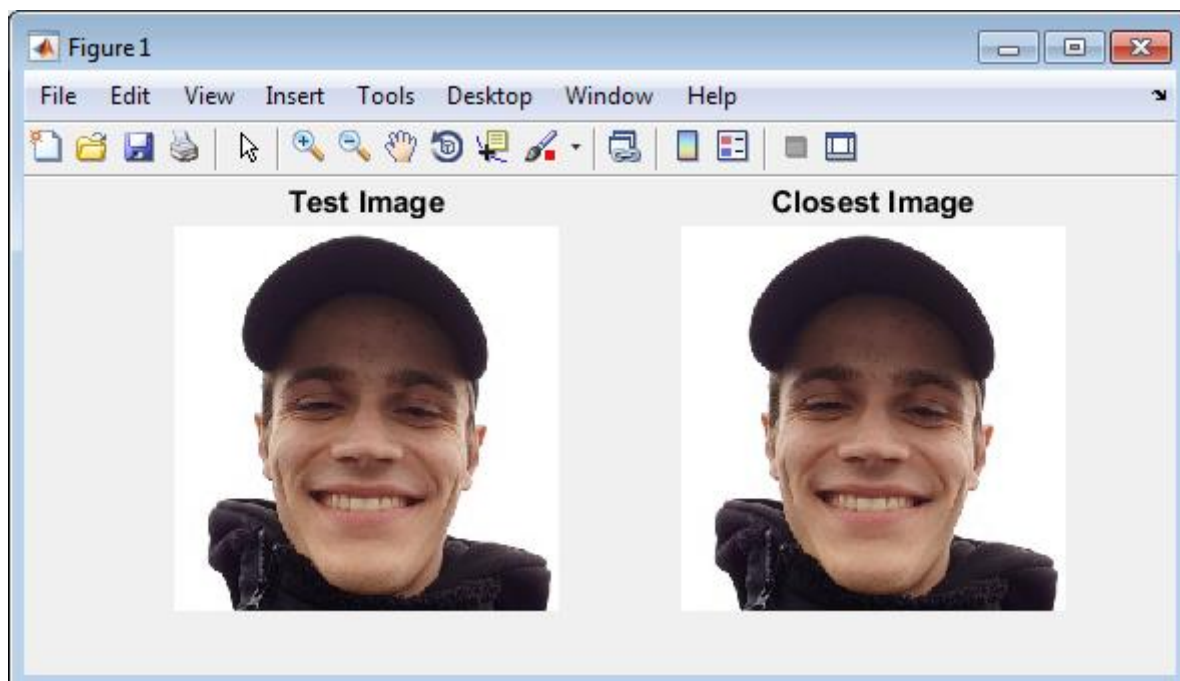


Рисунок 5.2 б – Результат тестування програми із застосуванням середовища MATLAB за умови наявності ідентичного зображення в базі даних

## 5.2 Зображення, що аналізується, присутнє в базі даних, але не є ідентичним

Перевірка другої умови теж дала непогані результати, але відмінні від 100 %. Такий результат можна пояснити наступним чином: головні компоненти, обраховані для тестового зображення, відрізняються від головних компонентів відповідного йому зображення в базі даних, в результаті чого їх різниця є відмінною від 0. Слід зазначити, що результат розпізнавання для двох програм виявився різним. Точність алгоритму мовою програмування Java склала 90 % (18 з 20 вірно розпізнаних зображень), а точність алгоритму написаного із застосуванням середовища MATLAB 95 % (19 з 20). Отримана точність не є кінцевою, оскільки її можна підвищити шляхом збільшення кількості фотографій для кожної особи.

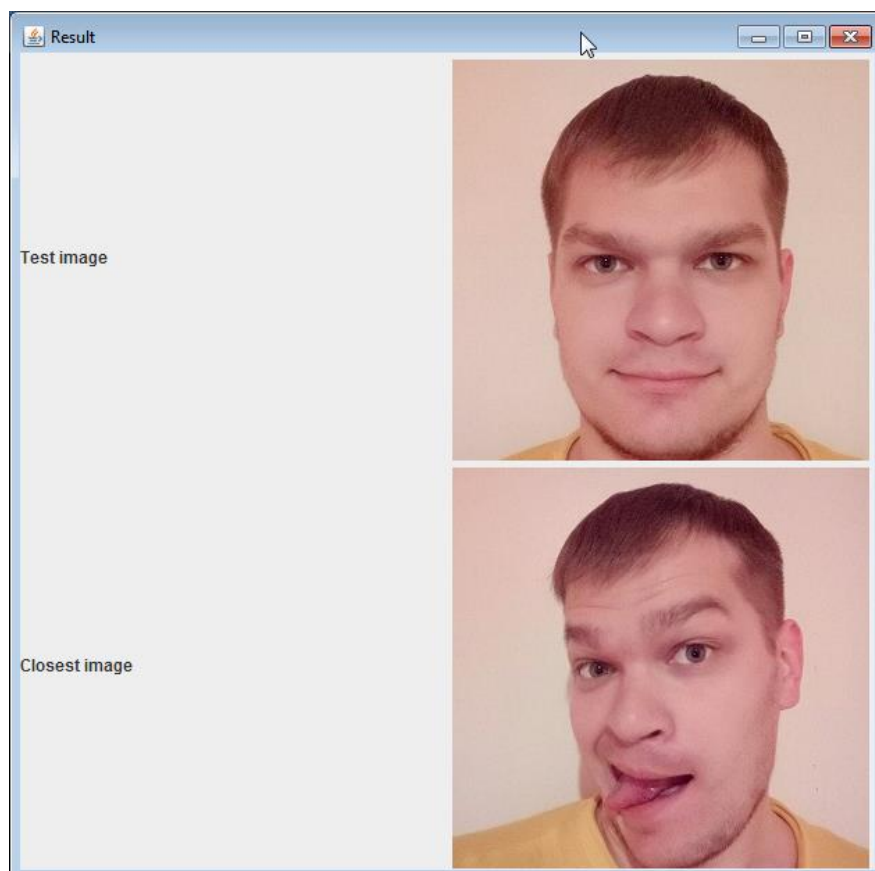


Рисунок 5.3 а – Результат тестування програми мовою програмування Java за умови відсутності ідентичного зображення в базі даних

Таблиця 5.1 – Евклідова відстань

Номер зображення	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Евклідова відстань, $10^{17}$	3.98	6.89	3.57	0.52	2.96	0.92	1.20	2.22	10.76	3.10
Номер зображення	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Евклідова відстань, $10^{17}$	3.16	2.15	13.09	1.61	2.23	2.17	1.01	2.76	2.34	4.3

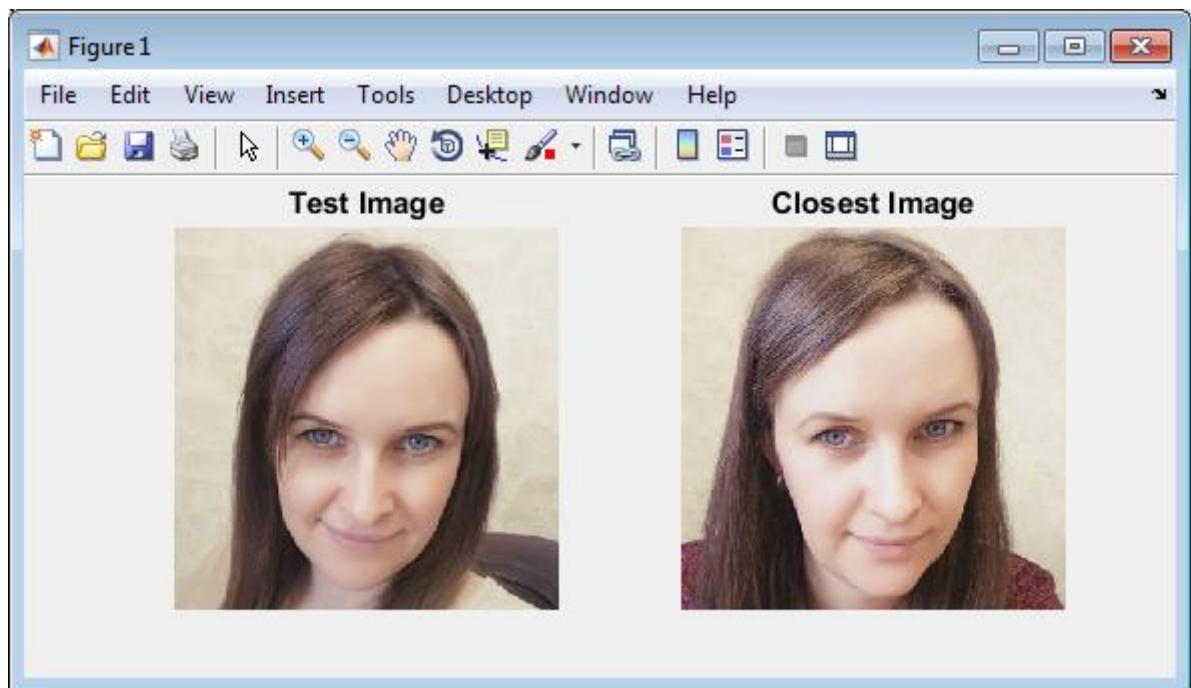


Рисунок 5.3 б – Результат тестування програми із застосуванням середовища MATLAB за умови відсутності ідентичного зображення в базі даних

Таблиця 5.2 – Евклідова відстань

Номер зображення	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Евклідова відстань, $10^{17}$	2.96	7.59	4.87	1.02	2.12	0.92	0.80	2.22	9.36	2.48
Номер зображення	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Евклідова відстань, $10^{17}$	2.16	1.56	13.09	0.61	1.19	2.36	0.29	1.96	1.45	3.8

Евклідова відстань показує належить вхідне зображення до вихідної бази даних чи ні. Чим більше дане значення, тим менше ймовірність приналежності до існуючої бази даних. Як можна побачити в представлених таблицях, помилковими є результати саме в тому випадку, коли евклідова відстань складає більше 10.

### 5.3 Зображення, що аналізується, відсутнє у базі даних

Ідентифікація зображення, що відсутнє в базі даних, призвело до погіршення результатів тестування. Точність перевірки третьої умови склала 75 % (15 з 20). Результат тестування відображено на рисунку 5.4 а та б.



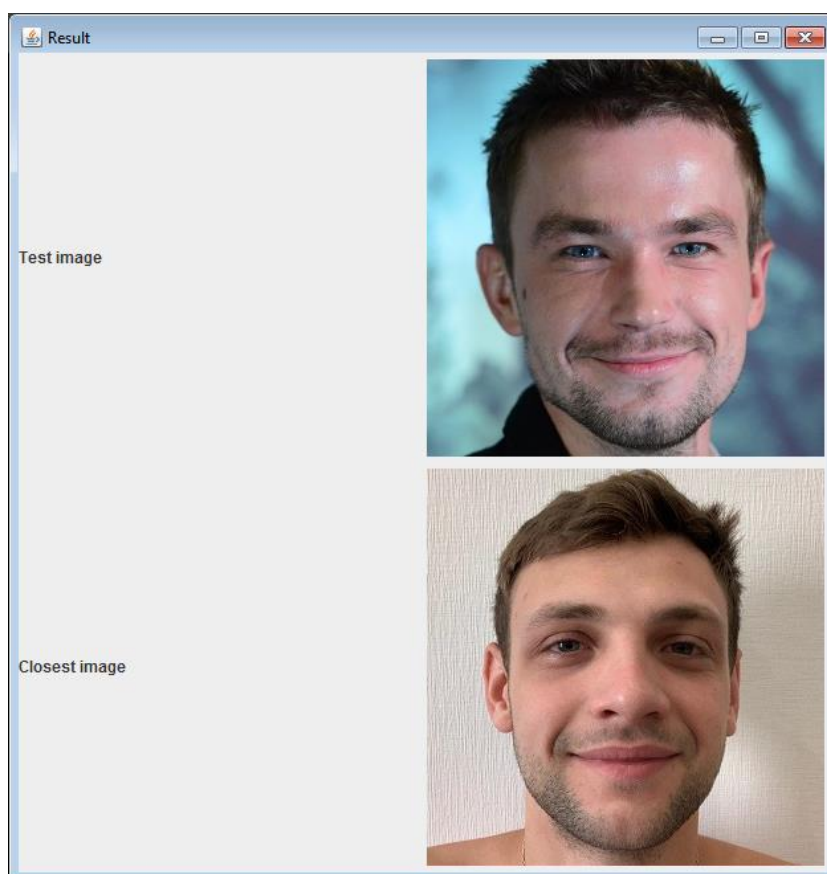


Рисунок 5.4 а – Результат тестування програми мовою програмування Java за умови відсутності зображення в базі даних

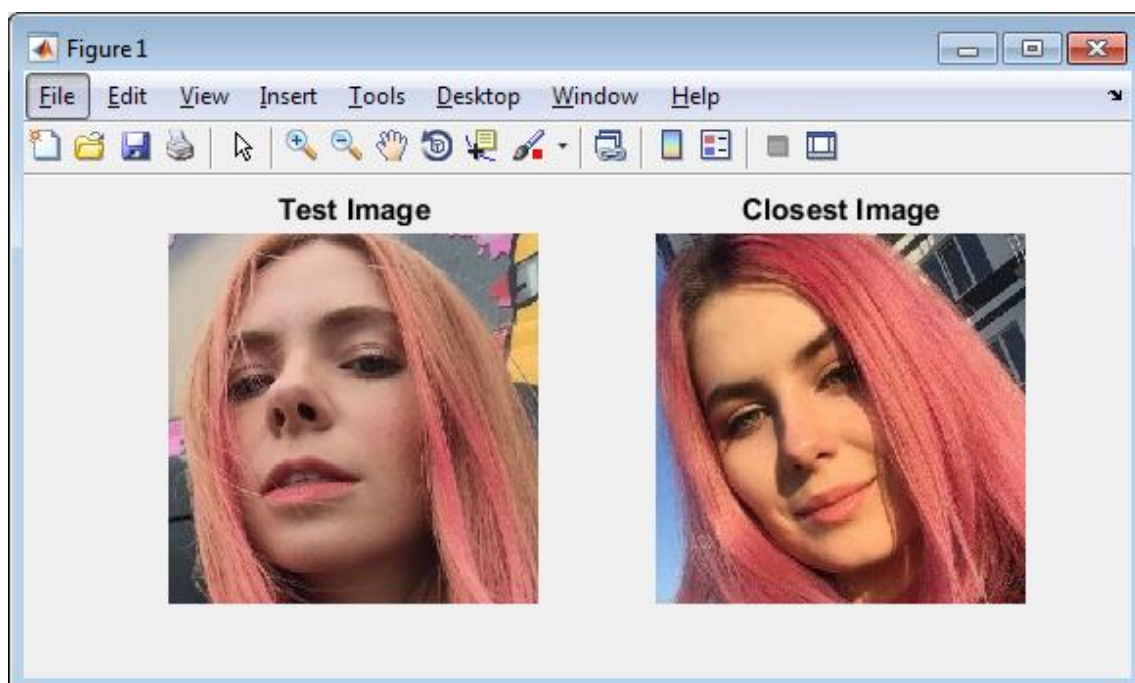


Рисунок 5.3 б – Результат тестування програми із застосуванням середовища MATLAB за умови відсутності зображення в базі даних

## 5.4 Висновки до п'ятого розділу

В ході п'ятого розділу було проведено ряд дослідів, серед яких:

- перевірка алгоритму на базі зображень, що присутні в базі даних та є ідентичними;
- перевірка алгоритму на базі зображень, що присутні в базі даних, але не є ідентичними;
- перевірка алгоритму на базі зображень, що відсутні у базі даних.

База даних складалась з 20 осіб. Кожна особа мала по 5 фотографії, що були зроблені при однаковому освітленні та в одному приміщенні.

За результатами проведеного тестування можна зробити висновки щодо залежності точності розпізнавання алгоритму Eigenface від зовнішніх умов, а саме від:

- освітленості;
- якості фотографій;
- кількості різних, не типових фотографій, для кожної людини;
- загальної кількості людей в навчальній вибірці.

## 6 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ «IDENTIFICATION OF FACE»

### 6.1 Опис ідеї проекту

Системи обмеження доступу та ідентифікації особистості стають дедалі більш популярними із розвитком інформаційних технологій. Біометричні системи контролю доступу є дуже зручними для користувачів через те, що носії інформації знаходяться завжди при них, не можуть бути загублені або вкрадені. Системи біометричного контролю доступу вважаються більш надійним, тому що ідентифікатори не можуть бути передані третім особам або скопійовані.

Проаналізувавши в попередніх розділах методи біометричної ідентифікації та обравши за основу метод розпізнавання людини за фотографією обличчя Eigenface, було розроблено програму для ідентифікації особи за фотографією. В цьому розділі буде проведено аналіз стартап-проекту «Identification of face».

В розділ опису проекту входять:

- зміст запропонованої ідеї;
- можливі напрямки застосування;
- основні вигоди, що може отримати кінцевий користувач;
- відмінність від аналогів.

Перші три пункти оформлені в вигляді таблиці для зручнішого уявлення про ідею.

В таблиці 5.1 зображено зміст ідеї та можливі базові потенційні ринки, в межах яких потрібно шукати групи потенційних клієнтів.



Таблиця 6.1 – Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Розробка програми для ідентифікації особистості за зображенням обличчя в базах даних «IOF»	На великих підприємствах в якості системи контролю доступу	Підвищення рівня секьюрності на підприємстві
	В будинках типу SMART в якості системи безпеки	Контроль системи безпеки власного будинку
	В транспортних засобах в якості системи ідентифікації користувача або власника	Зменшення викрадення транспортного засобу

Отже, пропонується удосконалений спосіб програми розпізнавання обличчя «IOF», напрямки застосування якого поділяються на три категорії: в якості системи контролю доступу, в якості системи безпеки та в якості системи ідентифікації користувача або власника. Головними вигодами для користувачів/підприємств є забезпечення підвищеного рівня безпеки.

Аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї порівняно із пропозиціями конкурентів представлено у вигляді таблиці 2 та передбачає:

- визначення переліку техніко-економічних властивостей та характеристик товару;
- визначення попереднього кола конкурентів (проектів-конкурентів) і товарів-аналогів, що вже існують на ринку, та проведення збору інформації щодо значень техніко-економічних показників для ідеї власного проекту та проектів-конкурентів відповідно до визначеного вище переліку;

– порівняльний аналіз показників: для власної ідеї визначаються показники, що мають а) гірші значення (W, слабкі); б) аналогічні (N, нейтральні) значення; в) кращі значення (S, сильні) (табл. 5.2).

Таблиця 6.2 – Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W	N	S
	«IOF»	Apple (Face ID)	Microsoft Face API	FindFace			
Операційна система	Windows, Linux, iOS, Android	iOS	Windows	Android	-	-	+
Мова програмування	Java, MATLAB	Swift, Objective-C	JavaScript	Java / Android	-	+	-
Алгоритм розпізнавання	Eigenface	Нейронні мережі	Нейронні мережі	Нейронні мережі	+	-	-
Точність розпізнавання	75-95%	95-99%	70-75%	95-99%	-	+	-
Універсальність програми	Універсальний	Неуніверсальний	Універсальний	Неуніверсальний	-	-	+
Вартість одного продукту	400 – 450 USD	Варіюється від вартості продукту Apple	Безкоштовний – до 30 000 транзакцій в місяць Стандартний – більше 100 млн транзакцій – 38,5 тис USD	Від 15,5 тис USD до 1,5 млн USD на рік	-	-	+

Отже, на відміну від основних конкурентів, сильними характеристиками розробленої програми є операційна система (підтримка продукту на всіх існуючих ОС), універсальність програми (застосування в якості системи контролю доступу, в якості системи безпеки та в якості системи ідентифікації користувача або власника) та вартість одиничного продукту (вартість одиничного продукту «IOF» на фоні основних конкурентів є низькою та прийнятною для починаючих та вже існуючих підприємств. До слабких сторін відноситься обраний алгоритм розпізнавання обличчя тому, що він є відносно швидким, простим і практичним, але

потребує доробки.

## 6.2 Технологічний аудит ідеї проекту

В межах даного підрозділу проводиться аудит технології, за допомогою якої можна реалізувати технології створення товару.

Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз таких складових:

- за якою технологією буде виготовлено товар згідно нашої ідеї?
- чи існують такі технології, чи їх потрібно розробити/доробити?
- чи доступні такі технології нам?

Всі ці складові представлені у таблиці 5.3.

Таблиця 6.3 – Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1.	Розробка програми для ідентифікації особистості за зображенням обличчя в базах даних «IOF»	Реалізація проекту на мові програмування Java	Наявна	Доступна
		Реалізація проекту в середовищі MATLAB	Технологія знаходиться на стадії розробки	Доступна демо-версія продукту
		Реалізація проекту через побудову моделі	Потребує розробки	Не доступна
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: технологія №1 – реалізація проекту на мові програмування Java в середовищі IntelliJ IDEA, технологія №2 – реалізація проекту в середовищі MATLAB				

Проаналізувавши таблицю можна зробити висновок, що для реалізації ідеї проекту були вибрані дві технології, на основі яких було зроблено

порівняння результатів ідентифікації. Обидві технології є в наявності, але потребують доробки та вдосконалення.

### 6.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Визначимо ринкові можливості, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкові загрози, які можуть перешкодити його реалізації.

Це дозволяє спланувати напрями розвитку проекту із урахуванням стану ринкового середовища, потреб потенційних клієнтів та пропозицій проектів-конкурентів.

У таблиці 5.4 представлена попередня характеристика потенційного ринку даної продукції: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку.

Таблиця 6.4 – Попередня характеристика ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	до 1000
2	Загальний обсяг продаж, ум.од	більше 100 млн USD
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	немає
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	немає
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	200%

Отже, за попереднім оцінюванням, можна сказати, що ринок є досить конкурентоспроможний, але серед конкурентів мало відомих брендів. Розвиток ринку не стоїть на місці, тому він є сприятливим для впровадження проекту, але потребує уваги зі сторони новітніх технологій. Середня норма рентабельності становить 200%.

Далі визначено потенційні групи клієнтів, їх характеристики, та орієнтовний перелік вимог до товару для кожної групи (табл. 5.5).

Таблиця 6.5 – Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Збільшення рівня конфіденційності і та секьюрності підприємств/малого бізнесу/транспортних засобів/об'єктів власності	Підприємства, малий та середній бізнес, автоконцерни, власники транспортних засобів та об'єктів нерухомості	Наявність фото- та відеотехнологій	Програма повинна бути легкою та точною у використанні, інструкція з використання повинна будувати доступною до розуміння користувачу

Основною потребою, що формує ринок, є збільшення рівня конфіденційності та секьюрності підприємств, малого та середнього бізнесу, автоконцернів, власників транспортних засобів та об'єктів нерухомості. Для роботи даної програми необхідна наявність фото- та відеотехнологій. Вимогою споживачів до програми є легкість та точність у використанні, доступність інструкції різними мовами.

При застосуванні даної технології існують певні загрози. (таблиця 5.6), які можна поділити на такі категорії: чинники попиту, чинники конкуренції, чинники збуту, економічні чинники, політичні і правові чинники, науково-технічні чинники, соціально-демографічні чинники, соціально-культурні чинники, природні і екологічні чинники, міжнародні чинники.

Таблиця 6.6 – Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1.	Конкуренція	Ринок швидко розвивається, тому необхідно стежити за новими технологіями	Зробити програму дешевою та доступною для більшої аудиторії, програма повинна бути легкою та зрозумілою у використанні
2.	Програмні обмеження	Програма працює тільки з фото матеріалами	У подальших оновленнях додати можливість розпізнавання з відео
3.	Технологічні обмеження	Вихід на ринок новітньої технології та нових версій ПЗ	Моніторинг ринку та підтримка програми згідно оновлень ринку
4.	Плагіат	Плагіат програми або повне її копіювання задля особистих цілей	Випуск програми зі схованою програмною реалізацією та випуск франшиз
5.	Політичний фактор	Введення нових законів про конфіденційність	Перекваліфікація програми та ребрендінг

Основними загрозами для проекту є конкуренція, програмні та технологічні обмеження, плагіат та політичні фактори. Для того, щоб уникнути можливі загрози, компанія повинна впровадити оновлення, суппорт та, у випадку виникнення загрози політичного фактору, зробити перекваліфікацію та ребрендінг. Також, щоб утримувати позицію на ринку потрібно ретельно стежити за технологіями.

Але поряд із колом загроз існують і певні можливості (таблиця 5.7).

Таблиця 6.7 – Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1.	Попит	Поява досить простої програми на ринку	Постійна підтримка програми
2.	Ціна	Низька ціна на продукцію	Підвищення ціни на програму, але нижче за ціну конкурентів
3.	Секьюрність	Підтримка конфіденційності при використанні	Підвищення точності розпізнавання обличч
4.	Універсальність	Програма може бути використана на будь-якій ОС	Доопрацювання програми для нової ОС
5.	Розширення цільової аудиторії	Зменшення пакету програм для більшої цільової аудиторії	Розробка міні-версії програми для гаджетів

До факторів можливостей, які можна використати на користь проекту, можна віднести попит, ціну, секьюрність, універсальність та розширення цільової аудиторії. Впровадити ці можливості можна лише завдяки постійній підтримці програми та її вдосконаленні. Також плюсом буде незначне підвищення цін та впровадження скидок для основної цільової групи.

Надалі проводиться ступеневий аналіз пропозиції. Визначення загальних особливостей конкурентного середовища та в чому проявляється дана характеристика.

Таблиця 6.8 – Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

№ п/п	Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства
1.	Тип конкуренції – монополістична	Існує велика кількість фірм конкурентів	Постійні зміни у вигляді продукту та його характеристик
2.	За рівнем конкурентної боротьби – міжнародний	Фірми конкуренти знаходяться в інших країнах	Адаптація продукту під будь-який ринок
3.	За галузевою ознакою – різногалузева	Продукт використовується лише в різних галузях	Вдосконалення продукту
4.	Конкуренція за видами товарів – товарно-родова	Види товарів різняться за обсягом вирішуваних задач	Створення товару різних з різними модулями
5.	За характером конкурентних переваг – цінова	Ціна на товар змінюється з появою нової технології на ринку	Асиміляція до нових технологій
6.	За інтенсивністю – марочна	Більшість брендів конкурує	PR, реклама, просування бренду

Отже, провівши аналіз конкуренції на ринку можна зробити висновок, що тип конкуренції для розробленої програми буде монополістичним з конкуренцією на міжнародному рівні. Ці ознаки вплинуть на програму таким чином, що потрібно буде зробити її багатомовною та постійно оновлювати для підтримки конкурентоспроможності згідно останніх тенденцій.

Далі проведено аналіз конкуренції у галузі за моделлю М. Портера.

Таблиця 6.9 – Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	Apple (Face ID), Microsoft Face API, FindFace	Наявність існуючих брендів	-	Тестування та контроль якості продукту	Поява більш зручної чи привабливої програми
Висновки:	Доволі інтенсивна конкурентна боротьба	Є можливості виходу на ринок, але є і конкуренти.  Строки виходу на ринок – пів року – рік	-	Клієнти диктують усі умови на ринку.	Перехід до виробництва більш ефективнішої програми

За результатами аналізу таблиці 6.9 було зроблено висновок про можливість роботи на ринку з огляду на конкурентну ситуацію. Також було зроблено висновок щодо характеристик, які повинен мати проект, щоб бути конкурентноспроможним на ринку. Цей висновок був врахований при формулюванні переліку факторів конкурентоспроможності у наступному пункті.

На основі аналізу конкуренції, проведеного в таблиці 6.9, а також із урахуванням характеристик ідеї проекту (таблиця 6.2), вимог споживачів до товару (таблиця 6.5) та факторів маркетингового середовища (таблиці 6.6,



6.7) визначається та обґрунтовується перелік факторів конкурентоспроможності. Аналіз оформлюється за таблицею 6.10.

Таблиця 6.10 – Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування
1.	Попит	Поява товару з новими для цього ринку характеристиками
2.	Ціна	Низька ціна на програмний продукт
3.	Секьюрність	Підтримка конфіденційності при використанні
4.	Універсальність	Застосування з різними ОС
5.	Розширення цільової аудиторії	Зменшення пакету програм для більшої цільової аудиторії та розробка міні-версії програми для гаджетів

За визначеними факторами конкурентоспроможності (таблиця 6.10) проведено аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту (таблиця 6.11).

Таблиця 6.11 – Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

№	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з нашим продуктом						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1.	Попит	15				+			
2.	Ціна	18							+
3.	Секьюрність	12			+				
4.	Універсальність	20							+
5.	Розширення цільової аудиторії	15						+	

Фінальним етапом ринкового аналізу можливостей впровадження проекту є складання SWOT-аналізу (матриці аналізу сильних (Strength) та слабких (Weak) сторін, загроз (Troubles) та можливостей (Opportunities) (таблиця 6.12) на основі виділених ринкових загроз та можливостей, та сильних і слабких сторін (таблиця 6.11).

Таблиця 6.12 – SWOT- аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: ціна, універсальність	Слабкі сторони: алгоритм розпізнавання
Можливості: попит, ціна, секьюрність, універсальність, розширення цільової аудиторії	Загрози: конкуренція, програмні та технологічні обмеження, плагіат та політичні фактори

На основі SWOT-аналізу було розроблено альтернативи ринкової поведінки (перелік заходів) для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх ринкової реалізації з огляду на потенційні проекти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок (див. таблицю 6.9).

Визначені альтернативи були проаналізовані з точки зору строків та ймовірності отримання ресурсів (таблиця 6.13).

Таблиця 6.13 – Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

Альтернатива ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
Просування бренду, PR	90%	3 місяці
Знижки на абонементу	50%	6 місяців

Після аналізу було обрано альтернативу №1.

#### 6.4 Розробка ринкової стратегії

Розробка ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: було проведено опис цільових груп потенційних споживачів (таблиця 6.14).

Таблиця 6.14 – Вибір цільових груп потенційних споживачів

Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
Фізичні особи віком до 18 років	Низька	Низький	Низька	Низька
Фізичні особи віком від 18 років	Середня	Середній	Висока	Середня
Юридична особа	Середня	Високий	Висока	Середня
Компанії та підприємства	Висока	Високий	Висока	Середня

За результатами аналізу потенційних груп споживачів було обрано останні три цільові групи (фізичні особи віком від 18 років, юридичні особи та компанії та підприємства), для яких буде запропоновано даний товар, та визначено стратегію охоплення ринку – стратегію диференційованого маркетингу (компанія працює із кількома сегментами, розробляючи для них окремо програми ринкового впливу).

Для роботи в обраних сегментах ринку сформовано базову стратегію розвитку (таблиця 6.15).

Таблиця 6.15 – Визначення базової стратегії розвитку

Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
PR, просування бренду	Диференційований маркетингу	Низка вартість для вирішення нагальних задач	Стратегія диференціації

Просування бренду та PR – основні двигуни розвитку проекту.

Базуючись на цих альтернативах, можна сказати, що базовою стратегією розвитку була вибрана – стратегія диференціації, що передбачає надання простоти, що робить програму відмінною від програм конкурентів.

Наступним кроком обрано стратегію конкурентної поведінки (таблиця 6.16).

Таблиця 6.16 – Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
Ні	Забираючи існуючих та пошук нових	Ні	Стратегія наслідування лідеру

На основі вимог споживачів з обраних сегментів до постачальника (стартап-компанії) та до продукту (див. таблицю 6.5), а також в залежності від обраної базової стратегії розвитку (таблиця 6.15) та стратегії конкурентної поведінки (таблиця 6.16) розроблено стратегію позиціонування (таблиця 6.17), що полягає у формуванні ринкової позиції (комплексу асоціацій), за яким споживачі мають ідентифікувати проект.

Таблиця 6.17 – Визначення стратегії позиціонування

Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту
Невисока ціна	Позиціонування за показниками ціни	Наявність певних характеристик товару відмінних від аналогів	Точність, легкість у використанні, зручність

Результатом виконання підрозділу стала узгоджена система рішень щодо ринкової поведінки стартап-компанії, яка визначає напрями роботи стартап-компанії на ринку.

## 6.5 Розробка маркетингової програми стартап-проекту

Сформовано маркетингову концепцію товару, який отримає споживач. Для цього у таблиці 6.18 підсумовано результати попереднього аналізу конкурентоспроможності товару.

Таблиця 6.18 – Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами
Конкретно націлена програма	Програма націлена на розпізнавання обличь с фотоматеріалів	Дана програма є універсальною на відміну від основних конкурентів
Ціна	Низька ціна	Економія грошей для споживача

Отже, ключовими перевагами концепції потенційного товару є те, що програма задовольняє основну потребу – конкретна націленість програми та є відносно низькою за ціною. Дана програма є універсальною, що є перевагою перед конкурентами.

Далі розроблено трирівневу маркетингову модель товару: уточнюється ідея продукту, його фізичні складові, особливості процесу його надання (таблиця 6.19).

Таблиця 6.19 – Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
1 Товар за задумом	Програма дозволяє ідентифікувати людину за зображенням обличчя в великих базах даних		
2 Товар у реальному виконанні	Властивості\характеристик	М\Нм	Вр\Тх\Тл\Е\Ор
	1.Точність	Нм	Тх
	2. Ціна	М	Е
	3. Зручність	М	Тл
	4. Простота	Нм	Тх
	5. Універсальність	Нм	Вр
	Точність: буде проведено тестування за всіма можливими умовами		
	Пакування – робочий файл для ПЗ		
3 Товар із підкріпленням	Марка: організація – ФОП Лівадіна А.Ю., назва товару – «Identification of face»		
	До продажу: Пререлізні акції		
	Після продажу: Постійне оновлення, підтримка існуючого продукту		

Після формування маркетингової моделі товару слід особливо відмітити, що основними характеристиками трьохрівневої моделі є товар за задумом – програма дозволяє ідентифікувати людину за зображенням обличчя в великих базах даних; товар у реальному виконанні та товар із підкріпленням – це постійне оновлення та підтримка існуючої програми.

Наступним кроком є визначення цінових меж, якими необхідно керуватись при встановленні ціни на потенційний товар (остаточне визначення ціни відбувається під час фінансово-економічного аналізу проекту), яке передбачає аналіз ціни на товари-аналоги або товари субститути, а також аналіз рівня доходів цільової групи споживачів (таблиця 20). Аналіз проведено експертним методом.

Таблиця 6.20 – Визначення меж встановлення ціни

Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар
500 – 1000 USD	500 – 1000 USD	1000– 150 тис USD	400 – 450 USD

Проаналізувавши рівень цін на програми замітники (500 – 1000 USD) та програми аналоги (500 – 1000 USD), а також середній рівень доходів споживачів = 1000– 150 тис USD, то рівень цін на програму = 400 – 450 USD.

Наступним кроком є визначення оптимальної системи збуту, в межах якого було прийняте рішення проводити збут власними силами і залучати сторонніх посередників (таблиця 6.21).

Таблиця 6.21 – Формування системи збуту

Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
Обмежна кількість одиниць на особу	Роздрібна торгівля	Дворівневий канал	Власні сили та через посередників

Виходячи з таблиці 6.21 можна зробити висновок, що один споживач може купити одну програму, але програма може встановитися на кілька девайсів. Тобто користувач купує підписку на програму.

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (таблиця 6.22).

Таблиця 6.22 – Концепція маркетингових комунікацій

Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
Клієнти обирають зручніший товар з потрібними характеристиками	Соціальні мережі, електронна пошта, телебачення	Ціна, зручність, легкість	Показати переваги продукту, низьку ціну	Демо ролик з використанням, реклама



Результатом розділу стала ринкова (маркетингова) програма, що включає в себе концепції товару, збуту, просування та попередній аналіз можливостей ціноутворення, спирається на цінності та потреби потенційних клієнтів, конкурентні переваги ідеї, стан та динаміку ринкового середовища, в межах якого впроваджено проект, та відповідну обрану альтернативу ринкової поведінки.

## **6.6 Висновки до шостого розділу**

Узагальнюючи проведений аналіз стартап-проекту можна зробити висновок, що програма «Identification of face», яка реалізує розпізнавання осіб за зображенням їх обличь, є досить вигідним підґрунтям для стартапу. Можна зазначити, що у проекту є можливість комерціалізації, оскільки ринок даного товару не стоїть на місці.

На ринку наявна монополістична конкуренція, існує декілька великих фірм-конкурентів, тому вихід на нього не буде легким. Зокрема існує декілька факторів, які можуть бути загрозами перед виходом на ринок, серед яких конкуренція, програмні та технологічні обмеження, плагіат, політичні фактори. Ці фактори можуть бути як перешкодою для існування програми, так і відкрити нові можливості для розвитку й подальшої підтримки.

З іншого боку, ринок сприятливий для входження, адже ця сфера активно розвивається та використовує передові технології, що постійно вдосконалюються. Слід відмітити, що основними факторами можливостей є попит, ціна, секьюрність, універсальність та розширення цільової аудиторії. Впровадити ці можливості можна лише завдяки постійній підтримці програми та її вдосконаленні.

## ВИСНОВКИ

1. На основі проведеного огляду аналогічних рішень та їх аналізу для розробки системи автоматичного розпізнавання було обрано метод Eigenface, оскільки алгоритм розпізнавання зображень, представлених комбінацією власних осіб, є відносно швидким, простим і практичним та має відносно високу точність розпізнавання.

2. Було детально розглянуто метод Eigenfaces, заснований на методі головних компонент. Основна ідея методу полягає в знаходженні «середнього обличчя», тобто узагальненого та усередненого варіанта всіх фотографій користувачів в базі даних. За допомогою отриманого «середнього обличчя» для кожної фотографії користувача знаходиться «власне обличчя», тобто різниця між фотографією і «середнім обличчям». Початкове «власне обличчя» являє собою ті риси обличчя, які рідше за все зустрічаються на інших зображеннях в базі даних. При отриманні зображення на вхід системи обраховується його «власне обличчя» і порівнюється з кожним обличчям в базі даних за допомогою евклідової відстані. Використання підходу, заснованого на методі головних компонент, дозволило підвищити ефективність за рахунок кешування зображень в навчальній базі, а точність за рахунок попередньої обробки та підвищення якості зображень для однієї людини.

3. Розроблено програмне забезпечення із застосуванням сучасних програмних технологій, а саме мови програмування Java в середовищі IntelliJ IDEA та середовища MATLAB, що дозволяє використовувати їх переваги в обчислювальній потужності та будувати складні системи контролю. Для обох програм був розроблений зручний інтерфейс користувача, що безперечно є перевагою, оскільки їх застосування не потребує додаткових знань й умінь.

4. Було проведено ряд експериментальних дослідів: перевірка алгоритму на базі зображень, що присутні в базі даних та є ідентичним; перевірка алгоритму на базі зображень, що присутні в базі даних, але не є

ідентичним; перевірка алгоритму на базі зображень, що відсутні у базі даних, які дозволили оцінити точність ідентифікації особистості по зображенню її обличчя за різних умов.

5. Проведено аналіз продукту – системи автоматичного розпізнавання в якості стартап-проекту, що дозволило виявити можливість комерціалізації, оскільки ринок даного товару стрімко розвивається.

6. Практичні результати магістерської дисертації впроваджено у діяльність підприємства «НДІ АЕД КПІ ім. Ігоря Сікорського» та у навчальний процес кафедри автоматизації експериментальних досліджень при викладанні дисциплін «Обчислювальна техніка та програмування», «Технології програмування ІВС» та «Системи управління базами даних», що дозволяє викладати ці дисципліни на сучасному і прогресивному рівні.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания. – М: Высшая школа, 1984. – 208 с.
2. Golfarelli M, Maio D., Maltoni D. On the Error-Reject Trade-Off in Biometric Verification Systems // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1997. – Vol. 19. – P. 786-796.
3. Филлипс П. Дж., Мартин Э., Уилсон С. Л., Пржибоски М. Введение в оценку биометрических систем // Открытые системы. – 2000. – №3. (<http://www.osp.ru/os/2000/03/>).
4. Браунли К.А. Статистическая теория и методология в науке и технике. – М: Наука, 1977. – 408 с.
5. Самаль Д.И., Старовойтов В.В. Подходы и методы распознавания людей по фотопортретам. – Минск: Ин-т техн. кибернетики НАН Беларуси, 1998. – 54с.
6. Пентланд А.С., Чаудхари Т. Распознавание лиц для интеллектуальных сред // Открытые системы. – 2000. – №3. (<http://www.osp.ru/os/2000/03/>).
7. Moghaddam B., Pentland A. Probabilistic Visual Learning for Object Representation // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1997. – Vol. 19. – P. 696-710.
8. Bryliuk D., Starovoitov V. Application of Recirculation Neural Network and Principal Component Analysis for Face Recognition // The 2nd International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence. – Minsk: BSUIR, 2001. – P.136-142.
9. Valentin D., Abdi H., O'Toole A. J., Cottrell G. W. Connectionist models of face processing: a survey // IN: Pattern Recognition. – 1994. – Vol. 27. – P. 1209-1230.
10. Самаль Д.И., Старовойтов В.В. Методика автоматизированного распознавания людей по фотопортретам // Цифровая

обработка изображений. – Минск: Ин-т техн. кибернетики НАН Беларуси, 1999. – С.81-85.

11. Самаль Д.И. Построение систем идентификации личности на основе антропометрических точек лица // Цифровая обработка изображений. – Минск: Ин-т техн. кибернетики НАН Беларуси, 1998. – С.72-79.

12. Jeng S-H., Liao H-Y., Lui Y-T. and Chern M-Y. An efficient approach for facial feature detection using geometrical face model // Proceedings ICPR, 1996. - Vol. 4. - P. 426-430.

13. Средства контроля доступа // Иностранная печать о техническом оснащении полиции капиталистических государств – М.:ВИНИТИ. - 1992. - № 4. - С.12-27.

14. Achermann B. and H. Bunke Combination of face classifiers for person identification // Proceedings ICPR, 1996. -Vol. 4. - P. 416-420.

15. Brunelli R. and Poggio T. Face recognition: features versus templates // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993. - Vol.15. - No 10. - P. 1042-1052.

16. Cox I. J., Ghosn J. and Yianilos P. N. Feature-based face recognition using mixture distance // NEC Research Institute, Technical Report #95- 09, 1995.

17. Lawrence S., Giles C. L., Tsoi A. C. and Back A. D. Face recognition: a convolutional neural network approach // IEEE Transactions on Neural Networks, Special Issue on Neural Networks and Pattern Recognition, 1997.

18. Kanade T. Picture processing by computer complex and recognition of human faces // PhD thesis, Kyoto University, 1973.

19. Abay E., Akarum L. and Alpaydyn E. A comparative analysis of different feature sets for face recognition // Proceedings ISCIS, Antalya, 1997. - P.

20. Romdhani S. Face recognition using principal components analysis // MSc thesis, University of Glasgow, 1997.

21. Swets D. L. and Weng J. Using discriminant eigenfaces for image retrieval // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996. - Vol. 18. - No 8. - P. 831-836.

22. Turk M. and Pentland A. Eigenfaces for recognition // Journal of Cognitive Neuroscience, 1991. - № 3. - P. 71-86.
23. Pentland A., Moghaddam B. and Starner T. View-based and modular eigenspaces for face recognition // M.I.T. Media Laboratory, Perceptual Computing Section, Technical Report # 245, 1994. - P. 84-91.
24. Nakamura O., Mathur S. and Minami T. Identification of human faces based on isodensity maps // Pattern Recognition, 1991. - Vol. 24. - P. 263-272.
25. Lades M., Vorbruggen J., Buhmann J., Lange J., Masburg C. and Wurtz R. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture // IEEE Transaction Computers, 1993. - Vol. 42. - P. 300-311.
26. Weng J., Ahuja N. and Huang T.S. Learning recognition and segmentation of 3-d objects from 2-d images // Proceedings of ICCV, 1993. - P. 121-128.
27. Gutta S. and Wechsler H. Face recognition using hybrid classifiers // Pattern Recognition, 1997. - Vol. 30. - No 4. - P.539-553.
28. Intrator N., Reisfeld D. and Yeshurum Y. Face recognition using hybrid supervised/unsupervised neural network // Proceedings of IAPR, 1994. - Vol. 2. - P. 50-54.
29. Valentin D., Abdi H., O'Toole A. J. and Cottrell G. W. Connectionist models of face processing: a survey // Pattern Recognition, 1994. - Vol. 27. - P. 1209-1230.
30. Kirby M., Sirovich L. Low-Dimensional Procedure for the Characterization of Human Faces // Journal of the Optical Society of America. A, Optics and image science, April 1987 – P.519-533
31. «Система ідентифікації особи за геометрією обличчя» - Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «Technical Using of Measurement – 2018»: збірник тез доповідей учасників (ел.), 13-18 лютого 2018 р., м. Славське, 2018. – С. 84-85.

32. «Ідентифікація особи за геометрією обличчя» - XXI науково-технічна конференція студентів та молодих учених «Гіротехнології, навігація, керування рухом та конструювання авіаційно-космічної техніки»: збірник тез доповідей учасників, 21 березня 2018 р. – К.: «Політехніка», 2018. – С. 42-43.

33. «Аналіз методів розпізнавання обличчя» - XIV Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність інженерних рішень в приладобудуванні», 04-05 грудня 2018 р. – С. 394-396.

34. «Автоматизована система ідентифікації особистості за зображенням на основі методу Eigenface» - XII Науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Погляд у майбутнє приладобудування», 15-16 травня 2019 р.